



**Escuela Técnica
Superior
de Ingeniería
Industrial**



**Universidad
Politécnica
de Cartagena**

**Adaptación y Aplicación de la Transformada de
Hilbert-Huang a Sistemas Eléctricos: Aplicaciones en
el Estudio de la Gestión de la Demanda y
Caracterización de Transitorios**

**Realizada por
Mario Ortiz García**

**Dirigida por
D. Antonio Gabaldón Marín**



**Universidad
Politécnica
de Cartagena**

Cartagena 2016



**CONFORMIDAD DE DEPÓSITO DE TESIS DOCTORAL
POR LA COMISIÓN ACADÉMICA DEL PROGRAMA**

D/D^a. Juan Suardíaz Muro, Presidente/a de la Comisión Académica del Programa
Tecnologías Industriales.

INFORMA:

Que la Tesis Doctoral titulada, "Adaptación y aplicación de la transformada de Hilbert-Huang a sistemas eléctricos: aplicaciones en el estudio de la gestión de la demanda y caracterización de transitorios", ha sido realizada, dentro del mencionado programa de doctorado, por D/D^a. Mario Ortiz García,

bajo la dirección y supervisión del Dr/ Dra. Antonio Gabaldón Marín.

En reunión de la Comisión Académica de fecha 16/06/2016, visto que en la misma se acreditan los indicios de calidad correspondientes y la autorización del Director de la misma, se acordó dar la conformidad, con la finalidad de que sea autorizado su depósito por la Comisión de Doctorado.

La Rama de conocimiento por la que esta tesis ha sido desarrollada es:

- ☐ Ciencias
- ☐ Ciencias Sociales y Jurídicas
- ☒ Ingeniería y Arquitectura

En Cartagena, a 16 de junio de 2016

EL PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ACADÉMICA DEL PROGRAMA

Fdo

COMISIÓN DE DOCTORADO



**CONFORMIDAD DE SOLICITUD DE AUTORIZACIÓN DE DEPÓSITO DE
TESIS DOCTORAL POR EL/LA DIRECTOR/A DE LA TESIS**

D./D^a. Antonio Gabaldón Marín Director/a de la Tesis doctoral Adaptación y aplicación de la transformada de Hilbert-Huang a sistemas eléctricos: aplicaciones en el estudio de la gestión de la demanda y caracterización de transitorios.

INFORMA:

Que la referida Tesis Doctoral, ha sido realizada por D/D^a. Mario Ortiz García, dentro del programa de doctorado Tecnologías Industriales, dando mi conformidad para que sea presentada ante la Comisión de Doctorado para ser autorizado su depósito.

La rama de conocimiento en la que esta tesis ha sido desarrollada es:

- ☐ Ciencias
- ☐ Ciencias Sociales y Jurídicas
- ☒ Ingeniería y Arquitectura

En Cartagena, a 22 de Junio de 2016

EL/LA DIRECTOR/A DE LA TESIS



Fdo.: ANTONIO GABALDÓN

COMISIÓN DE DOCTORADO

Agradecimientos

DOCTA IGNORANTIA, SAPIENS IPSUM NOCERE

Durante el largo proceso de la tesis han sido muchos los momentos en los que no me encontré solo. No sería justo el no dedicar unas pequeñas palabras a todos aquellos que en un momento u otro me han apoyado. Desde aquí un recuerdo a mis compañeros de trabajo que siempre me han alentado en los momentos de frustración, a mi familia que siempre ha tenido una sonrisa para animarme, y a mi director de tesis por ser durante muchos años el mejor director de tesis que sin duda se puede tener. Y sí, no me puedo olvidar de ti, que desde el principio has sido la que más ha creído en mí y que gracias a ello has logrado que yo mismo volviera a confiar en mí mismo.

A todos vosotros gracias.

Resumen

La tesis utiliza de base la transformada de Hilbert-Huang para desarrollar una serie de herramientas que permiten caracterizar diversas series de datos temporales relacionadas con la ingeniería eléctrica. Partiendo de una revisión de las técnicas convencionales de análisis, se indican las principales ventajas e inconvenientes de dichas técnicas y se las compara con la transformada de Hilbert-Huang. Dicha transformada no se encuentra exenta de problemas, por lo que a lo largo del documento se discuten sus dificultades y una serie de adaptaciones y mejoras necesarias para su utilización en las bases de datos consideradas. Como aplicaciones de las herramientas desarrolladas se muestra: la clasificación e identificación de eventos electromagnéticos del sistema eléctrico de potencia, la caracterización y desagregación de cargas de consumo eléctrico tanto en macro como en micro escala y la predicción de consumos eléctricos al nivel del sistema eléctrico. Para todo ello, se utilizan otras técnicas auxiliares como son la transformada de Fourier, técnicas estadísticas y de inteligencia artificial como los mapas auto-organizados de Kohonen.

Abstract

This thesis uses as a basis the Hilbert-Huang transform to develop several tools that allow to characterize different sampled data related to electrical engineering. In the document, a review of conventional analysis techniques is fulfilled, appointing its pros and cons, to be compared with Hilbert-Huang transform. However, this transform is not free of difficulties, so through the text its problems and different solutions and adaptations are presented in order to be used to analyze the considered data bases. As applications of the developed tools are shown: the classification and identification of electrical electromagnetic power events of the electrical power system, the characterization and disaggregation of consumption power loads in macro and micro scale sampling level and the load forecasting at power system level. With these objectives other auxiliary techniques are used, such as: Fourier transform, statistical tools and artificial neural networks such as the self-organizing maps of Kohonen.

Contenido

Capítulo I.	Introducción.....	
1.	Introducción.....	I-1
2.	Datos y objetivo de la tesis	I-2
3.	Estructura del documento	I-6
Capítulo II.	Señales eléctricas a micro y macro escala	
1.	Introducción.....	II-1
2.	Señales a micro escala	II-2
3.	Señales a macro escala	II-13
4.	Resumen de aplicación de la utilización de datos en el documento.....	II-23
Capítulo III.	Revisión de las técnicas tradicionales en el análisis de señales eléctricas	
1.	Introducción.....	III-1
2.	Transformada de Fourier (FT).....	III-2
3.	La Transformada Wavelet (WT)	III-13
4.	Transformada S (ST)	III-24
Capítulo IV.	La transformada de Hilbert	
1.	Introducción.....	IV-1
2.	La transformada de Hilbert (HT).....	IV-1
3.	Magnitudes instantáneas de una señal	IV-2

4. Espectro de Hilbert (HSA)	IV-9
5. Transformada de Hilbert-Huang (HHT).....	IV-13
Capítulo V. Mejoras desarrolladas para la aplicación de la Transformada Hilbert.....	
1. Introducción.....	V-1
2. Frecuencia instantánea.....	V-1
3. Amplitud instantánea.....	V-21
4. Mejora de la ortogonalidad mediante el análisis en frecuencia.....	V-32
5. Herramientas auxiliares: Mapas auto-organizados de Kohonen (SOM)	V-47
Capítulo VI. Resultados	
1. Introducción.....	VI-1
2. Caracterización e identificación de eventos elec. a micro escala.	VI-1
3. Caracterización e identificación de consumos eléctricos a macro escala.....	VI-17
4. Caracterización de consumos eléctricos a micro escala	VI-53
5. Predicción de carga.....	VI-72
Capítulo VII. Conclusiones y futuras líneas de investigación	
1. Conclusiones.....	VII-1
2. Futuras líneas de investigación.....	VII-3
Capítulo VIII. Bibliografía.....	VIII-1
Capítulo IX. Anexos	
1. Acrónimos	IX-1

2.	Integración frecuencia instantánea.	IX-3
3.	Derechos de reproducción de imágenes	IX-5

Capítulo I. INTRODUCCIÓN

Índice Capítulo

1.	Introducción.....	I-1
2.	Datos y objetivo de la tesis	I-2
2.1.	Aplicación a calidad de potencia	I-3
2.2.	Aplicación a gestión de la demanda.....	I-4
2.3.	Combinación con técnicas de inteligencia artificial para clasificación, identificación o predicción	I-5
3.	Estructura del documento	I-6

1. Introducción

La presente tesis busca definir un conjunto de herramientas matemáticas que permitan analizar series de datos temporales en diversas ramas de la ingeniería eléctrica.

En el análisis matemático de series de datos temporales, son diversas las transformadas matemáticas que se pueden utilizar. En el caso de señales de origen eléctrico, la técnica de análisis matemático más extendida es la transformada de Fourier (FT). Sin embargo, como herramienta de análisis matemático tiene sus limitaciones, al estar su uso condicionado a datos de tipo estacionario. Esto dificulta su utilización en análisis de datos de carácter transitorio, al menos sin llevar a cabo una modificación de la misma para tener en cuenta las variaciones en el tiempo, como por ejemplo se realiza en la transformada de Fourier en ventanas (WFT).

En la bibliografía, hay presentes otros tipos de técnicas, más oportunas para el análisis de transitorios. Concretamente, la transformada wavelet (WT) es una de las más utilizadas en este caso. Sin embargo, no se encuentra exenta de otros problemas de tipo técnico, como puedan ser la naturaleza no adaptativa de la transformada, la necesidad de una correcta elección de la “onda madre”, o el hecho de poder dar una interpretación física plausible en el caso de fenómenos lineales, pero no en el caso de perturbaciones no lineales. La WT ha sido incluso objeto de modificaciones y mejoras como pueda ser la transformada S o S-Transform (ST) como debidamente se explicará.

Para analizar series de datos que presentan cambios en frecuencia o amplitud a lo largo del tiempo, es importante disponer de una herramienta matemática que permita definir la amplitud instantánea y el controvertido concepto de frecuencia instantánea. La propia definición de frecuencia implica una repetición en el tiempo, por lo que el concepto de una frecuencia que evoluciona instante a instante resulta en cierto modo incongruente.

Hay por tanto que pensar en el concepto de frecuencia instantánea como la evolución en frecuencia que va tomando la oscilación local de una serie de datos a lo largo del tiempo. En el caso de la amplitud instantánea, si bien no tiene problema en su definición conceptual, también resulta de importancia definir la evolución que va tomando su valor de pico o eficaz conforme evoluciona la oscilación local.

Para poder definir las características instantáneas de una serie de datos, necesitamos tanto una herramienta matemática que nos permita computar analíticamente las variables, como definir las oscilaciones locales que presenta dicha serie.

La técnica matemática que se usará como núcleo de cálculo se basará en la transformada de Hilbert (HT). HT consigue definir la frecuencia instantánea de una serie de datos a partir de la definición de una señal analítica compuesta por dos funciones en cuadratura: la propia serie y su transformada matemática.

Por sí misma, HT tiene un limitado uso al precisar de una señal de estrecho ancho de banda (oscilación local única en cada instante temporal), para que a priori su resultado sea significativo desde el punto de vista físico. Debido a esta limitación como técnica de análisis, se suele utilizar la versión mejorada por Norden E. Huang (Huang, Shen 2005), conocida como transformada de Hilbert-Huang (HHT) que consiste en combinar HT con un algoritmo de descomposición denominado descomposición empírica modal (Empirical Mode Decomposition EMD). HHT permite descomponer la señal original en diferentes modos de oscilación local, en principio con un estrecho ancho de banda. Estas ondas denominadas funciones intrínsecas de modo (Intrinsic Mode Function IMF) permiten por tanto, la correcta aplicación de la HT. No obstante, tal y como veremos a lo largo de la tesis, HHT presenta problemas debido principalmente a su carácter no analítico.

El conjunto de herramientas que se propone en la tesis toma de base HT y/o HHT, pero la modifica y amplía con otras técnicas adicionales, para mitigar los problemas y limitaciones que posee.

2. Datos y objetivo de la tesis

El objetivo fundamental de la tesis y su aplicabilidad está relacionado con la extracción de parámetros significativos de las series de datos que se desee analizar. Estos parámetros nos permitirán categorizar y/o identificar el dato en cuestión, lo que dependiendo del mismo puede tener diferente aplicación.

Por la heterogénea naturaleza de los datos que se tratan a lo largo del documento, no es posible definir una herramienta única, por lo que realmente la aplicación del concepto de

análisis de las oscilaciones locales de las series de datos que se analizarán, variará en mayor o menor medida según el caso estudiado.

Desde el punto de vista práctico, dos serán las bases de datos relacionadas con la ingeniería eléctrica a los que aplicaremos la herramienta: datos a micro escala (frecuencia de muestreo mayor a 50Hz) y datos a macro escala (frecuencia de muestreo inferior a 50Hz). La razón de separar los datos en función del muestreo es que permite definir mejor la aplicación de la herramienta. Es por ello por lo que se estimó más pertinente realizar dicha separación, en vez de en función de la naturaleza de los datos. En cuanto al origen, estos se dividen también en dos grandes grupos: eventos electromagnéticos del sistema eléctrico y curvas de carga de aparatos de consumo residencial. Adicionalmente, también se lleva a cabo una aplicación para predicción de curvas de demanda.

2.1. Aplicación a calidad de potencia

La categorización e identificación de eventos del sistema eléctrico llevada a cabo en la tesis está relacionada con el análisis de la calidad de potencia. Intentar mejorar la calidad en el suministro se ha convertido en una de las áreas clave de investigación en los últimos tiempos. Cuando se habla de calidad en el sistema de potencia se hace referencia a todos aquellos fenómenos electromagnéticos que caracterizan la corriente o intensidad en cualquier punto del mismo. La proliferación de cargas no lineales en nuestros días aumenta la presencia de perturbaciones electromagnéticas en la red. Adicionalmente, dichos equipos electrónicos suelen ser muy sensibles a cualquier tipo de anomalía, por lo que mantener una alta calidad de la señal es cada vez más importante. Si a todo esto se le unen las perturbaciones propias de la maniobra del sistema, se hace clara la necesidad de analizar y definir los distintos eventos que pueden aparecer en nuestro sistema eléctrico de potencia.

Estos problemas, sus efectos o correcciones alteran el valor de la energía al modificar los beneficios y costes asociados tanto para las empresas suministradoras, como para los propios clientes. Por ello, caracterizar cualquier tipo de perturbación que aparezca en el sistema eléctrico es algo necesario; para así, en primera instancia obtener información de las causas que lo han provocado y en segunda diseñar o llevar a cabo una actuación correctora adecuada al problema. Es decir, la adecuada detección y caracterización de un transitorio resulta crítica para cualquier tipo de dispositivo corrector, al evitar su actuación

en el caso de que la perturbación sea provocada por una falsa alarma; por ejemplo, debida a un transitorio por maniobras.

Además, la metodología mostrada en esta tesis tiene otro uso adicional indirecto: la capacidad de condensar la información adquirida en vectores de datos más pequeños. Una de las principales aplicaciones de HHT es la compresión de datos, propiedad que no se pierde en nuestra propuesta. Esto puede ayudar a mejorar el problema de almacenaje de datos por parte de las compañías eléctricas (IEEE std 1159-2009 2009) o simplemente permitir mejorar el funcionamiento de los algoritmos de caracterización, clasificación y/o identificación al reducir el número de datos necesario.

2.2. Aplicación a gestión de la demanda

Otra de las herramientas desarrollada permite caracterizar y dar información sobre las cargas presentes en una instalación. Esto puede resultar de gran ayuda como herramienta en gestión de la demanda. Los recursos que permiten gestionar la respuesta de la demanda (DR) son de gran importancia para el mercado eléctrico. Este interés se muestra no sólo desde el punto de vista técnico, sino también desde el punto de vista económico y medioambiental. Algunos informes (Chardon et al. 2008), (Faruqui et al. 2010) estiman que las políticas de gestión de la demanda de la Unión Europea (UE) para el 2020 podrían ser entre el 25-50% del ahorro energético y reducción de CO₂. La comisión europea establece como objetivo que un 80% de los consumidores deberían tener un medidor inteligente (Smart meter) para 2020 (European Commission 2011b). Sin embargo, el potencial de los medidores inteligentes no se puede transcribir en un beneficio real para el consumidor si este no está bien informado sobre las posibilidades de la gestión de demanda o el mercado está cerrado a dicha actuación para un determinado sector de consumidores (FERC 2008, FERC 2011).

Las compañías eléctricas y comercializadoras de la UE no tienen una gran experiencia en la venta de productos DR (European Commission 2011a, European Commission 2011b, Marino et al. 2010) para pequeños consumidores del sector comercial o residencial. Esto hace muy difícil su participación en políticas DR, aun cuando aquellos suponen entre un 25 y 40% de la demanda global de la UE-27. Por tanto, el desarrollo de conocimiento y experiencia en este sector es necesaria para aprovechar la información recabada por los medidores inteligentes y poder aplicar así con éxito, tecnologías de reducción de demanda

(Piette et al. 2007, Mayer 2010). Existe sin embargo, un problema adicional asociado a la información que proporciona el medidor inteligente (normalmente potencia activa y reactiva medida entre 1 y 5 minutos), y es que normalmente se da de forma agregada siendo difícil evaluar independientemente aquellas cargas con mayor potencial DR: radiadores, aire acondicionado, termo eléctrico... debido a su capacidad para almacenar energía eléctrica en forma de energía térmica. Aquí es donde entra la herramienta, al caracterizar los consumos individuales, a partir de la curva agregada, más adecuados para participar en políticas DR. Adicionalmente en el caso de control directo de cargas (Direct Load Control DLC) proporciona información sobre la reducción de energía durante el periodo de recorte y corrobora el adecuado funcionamiento de la consigna de control con costes reducidos al no hacerse necesario un equipo individual de medida.

2.3. Combinación con técnicas de inteligencia artificial para clasificación, identificación o predicción

Desde el punto de vista de análisis, es difícil inspeccionar de forma manual los datos obtenidos por el proceso de monitorización.

En el caso de la calidad de potencia, un sistema capaz de interpretar las variables extraídas con la herramienta y diagnosticar de forma rápida y fidedigna las causas y posibles efectos de cualquier evento que comprometa la calidad del sistema eléctrico se hace necesario (Gargoom et al. 2008).

Tras caracterizar las series de datos con las variables oportunas, su identificación se lleva a cabo tras una primera etapa de clasificación. Para ello la herramienta se apoya en el uso de redes neuronales (Artificial Neural Networks ANN). La técnica escogida fue la desarrollada por Teuvo Kohonen (Kohonen 1989) conocida como mapas auto organizados (Self Organizing Maps SOM), principalmente por la precisión en la identificación de datos, demostrada en investigaciones previas (Valero et al. 2007) y su clara representación gráfica. Incluso se puede utilizar para la predicción de consumos eléctricos, como veremos en otro apartado de la tesis a partir del análisis de curvas de demanda tratadas con HHT.

3. Estructura del documento

El documento de tesis se encuentra dividido en distintos capítulos con su propio índice para facilitar la búsqueda de información. La tesis contiene, a parte del de introducción siete capítulos adicionales y un anexo. El contenido de los mismos es el siguiente:

- **Capítulo II: Señales eléctricas a micro y macro escala.** En este capítulo se indican las señales susceptibles de ser objeto de estudio. La separación inicialmente se lleva a cabo en función del tamaño de muestreo de los datos (micro o macro escala). Por su naturaleza, fundamentalmente se trata de consumos eléctricos o eventos electromagnéticos del sistema de potencia. En este punto no se indica el origen de los datos tratados en la tesis, ya que aparece para cada caso en el capítulo VI, pero sí que se da una tabla resumen sobre la utilización de los mismos en el documento.
- **Capítulo III: Revisión de las técnicas tradicionales en el análisis de señales eléctricas.** En este capítulo se analiza el estado del arte de las principales técnicas utilizadas para el análisis de señales eléctricas, tales como FT, WT, ST... También se indican los pros y contras que estas metodologías tienen a la hora de analizar series de datos en el tiempo.
- **Capítulo IV: La transformada de Hilbert.** Contiene un exhaustivo análisis de la transformada Hilbert. Estudiando su comportamiento y los problemas que presenta su aplicación, indicándose las mejoras que han ido apareciendo en la bibliografía y las dificultades que presenta.
- **Capítulo V: Mejoras propuestas a la aplicación de la Transformada Hilbert.** El capítulo V contiene las mejoras propuestas tanto para solventar los problemas indicados en el capítulo IV, como para desarrollar las heterogéneas aplicaciones consideradas en el documento y que se analizan en el capítulo VI. Por tanto, expone las herramientas que luego más tarde se aplican.
- **Capítulo VI: Resultados.** En este capítulo se lleva, de forma práctica, la aplicación de las mejoras propuestas en el capítulo V. Por la heterogeneidad de las aplicaciones, se separan en diversos puntos tratados de forma independiente: caracterización e identificación de eventos a micro escala, caracterización e identificación de consumos eléctricos a macro escala,

caracterización e identificación de consumos eléctricos a micro escala y predicción de carga.

- **Capítulo VII: Conclusiones y futuras líneas de investigación.** Finalmente se exponen las conclusiones más relevantes del trabajo realizado y las futuras líneas de mejora y desarrollo posibles.
- **Capítulo VIII: Bibliografía.**
- Anexos.

Capítulo II. SEÑALES ELÉCTRICAS A MICRO Y MACRO ESCALA

Índice Capítulo

1.	Introducción.....	II-1
2.	Señales a micro escala	II-2
2.1.	Introducción	II-2
2.2.	Transitorios	II-3
2.2.1.	Impulsos	II-4
2.2.2.	Transitorios oscilatorios	II-4
2.2.2.1.	Transitorios oscilatorios de alta frecuencia.....	II-5
2.2.2.2.	Transitorios oscilatorios de media frecuencia.....	II-5
2.2.2.3.	Transitorios oscilatorios de baja frecuencia.....	II-6
2.3.	Distorsión de onda	II-8
2.3.1.	Componente de continua	II-8
2.3.2.	Armónicos	II-8
2.3.3.	Interarmónicos.....	II-9
2.3.4.	Muecas (notching)	II-10
2.3.5.	Ruido	II-11
2.4.	Firmas de carga.....	II-12
3.	Señales a macro escala	II-13
3.1.	Introducción	II-13
3.2.	Variación de corta duración del valor eficaz	II-13

3.2.1.	Interrupciones	II-14
3.2.2.	Huecos (sags).....	II-15
3.2.3.	Swells	II-16
3.3.	Variación de larga duración del valor eficaz (RMS)	II-17
3.3.1.	Interrupción mantenida.....	II-17
3.3.2.	Sobretensión	II-17
3.3.3.	Subtensión	II-18
3.3.4.	Sobrecarga	II-18
3.4.	Desequilibrios de tensión.....	II-18
3.5.	Fluctuaciones de tensión.....	II-20
3.6.	Variaciones de la frecuencia (Oscilaciones Interárea).....	II-21
3.7.	Firmas de carga (load signatures)	II-22
4.	Resumen de aplicación de la utilización de datos en el documento.....	II-23

1. Introducción

A la hora de definir la base de datos sobre la que se va a aplicar las técnicas desarrolladas en la tesis se puede hacer diferentes tipos de categorizaciones. En principio puede parecer lógico subdividir los datos en función de la naturaleza de los mismos en eventos electromagnéticos del sistema de potencia o curvas de carga de potencia. Sin embargo, finalmente se optó por categorizar los datos por otro concepto distinto al origen de los mismos: la frecuencia de muestreo. La razón de ser de esta elección viene dada por la aplicación de la herramienta. El análisis es matemático, y fundamentalmente y con algunas variaciones busca definir los datos en base a la evolución temporal que tienen en amplitud y frecuencia, independientemente de su origen. Por ello, a la hora de definir las señales de estudio resulta más idóneo separar las categorías de datos en función de la ventana de tiempo de muestreo necesaria ya que la herramienta en realidad se adaptará para cada aplicación de forma específica como se verá en el capítulo VI.

Consideraremos señales en micro escala cuando la frecuencia de muestreo sea mayor que la frecuencia nominal (más de una muestra por ciclo); y en macro escala cuando los parámetros tienen una definición a lo largo de varios ciclos de la onda y no es necesario muestrear por encima de la frecuencia nominal (menos de una muestra por ciclo). Nótese, que analizar una señal a micro escala no significa que se vaya realizar el análisis a un solo ciclo de la misma, pues pueden ser necesarios varios ciclos, sino que el rango de estudio y definición del parámetro característico buscado necesita más de un dato por ciclo para ser definido.

Por ejemplo, un transitorio de corta duración se puede extender durante varios ciclos. Sin embargo, su frecuencia de muestreo debe ser muy superior a los 50/60 Hz de la componente fundamental que define el periodo del ciclo. Por tanto, la frecuencia de muestreo debe ser mayor para asegurar que haya varios puntos en un ciclo de la fundamental (micro escala) y se pueda analizar las componentes presentes.

Una serie de datos para análisis a macro escala podría venir dado por la potencia que consume un receptor. En este caso la medición se puede muestrear por encima de las 50 veces por segundo a las que cicla la corriente en su componente fundamental, siguiendo siendo significativa la medida. Desde el punto de vista estrictamente matemático esta definición es convenida, ya que la potencia como serie de datos puede tener una oscilación

propia con una determinada frecuencia “fundamental”. Imaginemos por ejemplo, la conexión/desconexión de un radiador eléctrico cada 10 minutos. La herramienta matemática necesitará igualmente que el número de datos muestreados sea tal que permita definir la oscilación de frecuencia en 0.1min^{-1} . Esto hace que se necesite lógicamente una frecuencia de muestreo superior a dicho valor (más de una muestra por ciclo de 10min) y que en realidad respecto de esa frecuencia de referencia se esté en micro escala.

Para tener una separación objetiva, se separa entre datos a micro y macro escala en función de si el muestreo es realizado por encima o por debajo de los 50/60Hz.

En cuanto a la naturaleza de los datos, aunque a priori se puede pensar en una asociación de micro escala con datos para calidad de potencia y macro escala con datos para DR, esta aseveración de modo generalista es errónea. Hay que tener en cuenta que una carga tiene asociada muchas veces un evento electromagnético (contenido en amplitud y frecuencia, conexión, desconexión...) que nos permite poder caracterizarla, además de por su definición a macro escala (curva de potencia), a nivel de micro escala por ciertos parámetros extraídos de la misma, ya sean en régimen permanente o en transitorio (Liang et al. 2010). Igualmente, existen perturbaciones electromagnéticas que afectan a la calidad que, por su naturaleza, son eminentemente datos a macro escala (oscilaciones de frecuencia-potencia en el SEP). Esto hace que ambos grupos pueden mezclarse en su definición desde el punto de vista de la naturaleza de los datos, dando la separación micro-macro un criterio más general, marcado, eso sí, muchas veces más bien por la capacidad técnica en muestreo del aparato de medición y la aplicación de la herramienta.

Para las perturbaciones electromagnéticas que pueden aparecer en el sistema eléctrico nos basaremos en lo definido por el estándar 1159-2009 de la IEEE (IEEE std 1159-2009 2009).

2. Señales a micro escala

2.1. Introducción

La mayoría de transitorios y problemas de distorsión de onda mostrados en la tabla II.1 entrarían en la categoría de micro escala. Adicionalmente, consumos eléctricos que tienen asociados transitorios o componentes armónicas pueden ser analizados mediante un análisis a micro escala también.

Tabla II.1. Características típicas de los fenómenos electromagnéticos en el sistema eléctrico de potencia según su categoría.

Categorías	Contenido en frecuencia	Duración estimada	Amplitud en pu.
1. Transitorios 1.1 Impulsos 1.1.1 Nanosegundos 1.1.2 Microsegundos 1.1.3 Milisegundos 1.2 Oscilatorios 1.2.1. De baja frecuencia 1.2.2. De media frecuencia 1.2.3. De alta frecuencia	Ascenso 5 ns Ascenso 1 μ s Ascenso 0.1 ms <5k Hz 5-500 kHz 0.5-5 MHz	<50 ns 50 ns – 1 ms > 1 ms 0.3 – 50 ms 20 μ s 5 μ s	 0 – 4 pu 0 – 8 pu 0 – 4 pu
2. Variación de corta duración del valor eficaz 2.1. Instantánea 2.1.1 Hueco (Sag) 2.1.2 Elevación (Swell) 2.2. Momentánea 2.2.1 Interrupción 2.2.2 Hueco (Sag) 2.2.3 Elevación (Swell) 2.3. Temporal 2.3.1 Interrupción 2.3.2 Hueco (Sag) 2.3.3 Elevación (Swell)		0.5 -30 ciclos 0.5 -30 ciclos 0.5 ciclos – 3 s 30 ciclos – 3 s 30 ciclos – 3 s > 3 s – 1 min > 3 s – 1 min > 3 s – 1 min	0.1– 0.9 pu 1.1– 1.8 pu < 0.1 pu 0.1– 0.9 pu 1.1– 1.4 pu < 0.1 pu 0.1– 0.9 pu 1.1– 1.2 pu
3. Variación de larga duración del valor eficaz 3.1 Interrupción, mantenida 3.2 Caída de tensión 3.3 Sobretensión 3.4 Sobreintensidad		> 1 min > 1 min > 1 min > 1 min	0.0 pu 0.8 – 0.9 pu 1.1 – 1.2 pu
4. Desequilibrios 4.1 Tensión 4.2 Intensidad		Permanente Permanente	0.5 – 2 % 1.0 – 30 %
5. Distorsión de onda 5.1 Componente de continua 5.2 Armónicos 5.3 Interarmónicos 5.4 Notching 5.5 Ruido	0 – 9 kHz 0 – 9 kHz Espectro completo	Permanente Permanente Permanente Permanente Permanente	0 – 0.1 % 0 – 20 % 0 – 2 % 0 – 1 %
6. Fluctuaciones de tensión (Flicker)	< 25 Hz	Intermitentes	0.1 – 7 % 0.2 – 2 P _{St} ¹
7. Variaciones de frecuencia		< 10 s	± 0.10 Hz

2.2. Transitorios

El término transitorio hace referencia a eventos momentáneos que puedan aparecer en el sistema eléctrico. La naturaleza del transitorio, como su propio nombre indica, va

¹ Índice de severidad de Flicker está definido en (IEC 61000-4-15 2003) y (IEEE std 1453-2004 2005)

asociado a un fenómeno de corta duración. De modo general, los transitorios se pueden clasificar en dos tipos distintos: impulsos y oscilatorios.

2.2.1. Impulsos

Un impulso viene dado por una variación repentina de la tensión y/o corriente de forma unidireccional en polaridad (positiva o negativa). Este tipo de transitorio suele venir definido por su tiempo de subida y caída.

Las causas más comunes de la aparición de estos transitorios son las descargas atmosféricas. Las altas frecuencias asociadas a la brusca variación de la magnitud en cuestión, suelen ser amortiguadas rápidamente por las resistencias del circuito, por lo que no suelen tener una duración superior a pocos milisegundos. A la hora de representar o analizar este tipo de fenómenos se puede hacer con o sin la componente fundamental, aunque normalmente esta suele ser despreciable en comparación al impulso.

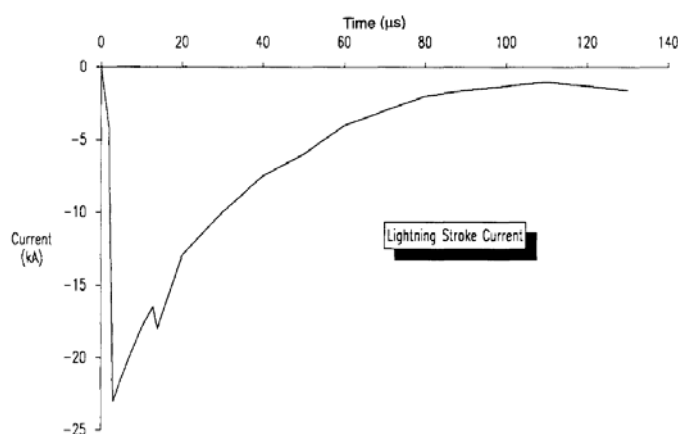


Figura II.1. Evolución en el tiempo de la corriente provocada por un rayo. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

2.2.2. Transitorios oscilatorios

Un transitorio oscilatorio viene dado por una brusca variación de la amplitud o tensión de una onda, cambiando su valor instantáneo de valor positivo a negativo rápidamente. Este tipo de transitorios se suele caracterizar por su amplitud, duración y contenido de su espectro de frecuencia.

Se suele subdividir a los transitorios oscilatorios, según la banda de frecuencia característica del espectro, en tres subclases: baja frecuencia (<5 kHz), media frecuencia (5-500 kHz) y alta frecuencia (0.5-500 MHz).

Al igual que los impulsos, los transitorios oscilatorios pueden ser medidos teniendo en cuenta la componente fundamental o no. Si es así, es preciso indicar el valor de la magnitud con y sin la componente fundamental para aclarar su definición. En la tabla II.1 aparece su valor sin la componente fundamental.

2.2.2.1. Transitorios oscilatorios de alta frecuencia

La presencia de oscilaciones por encima de 500 kHz suele estar asociada a la conmutación de interruptores, teniendo una duración el transitorio no mayor a unos pocos microsegundos, lo que corresponde tan sólo a unos pocos ciclos de la frecuencia fundamental característica del transitorio. Este tipo de transitorio muchas veces suele ser la respuesta local del sistema a un impulso.

Los dispositivos electrónicos pueden producir transitorios oscilatorios de tensión debido a la conmutación o a circuitos RLC amortiguados. La frecuencia puede estar en el rango alto de kHz, durando unos pocos ciclos de la frecuencia fundamental del transitorio. Dependiendo de la pulsación del dispositivo electrónico, el fenómeno se suele repetir varias veces por ciclo de la onda original con valores de hasta 0.1 pu.

Requieren por tanto “hardware” de muy alta capacidad de muestreo, lo que hace difícil su medición en la práctica.

2.2.2.2. Transitorios oscilatorios de media frecuencia

Cuando la frecuencia característica del transitorio se mueve entre los 5 kHz y 500kHz el transitorio es considerado como de media frecuencia. La duración suele estar en torno a las decenas de microsegundos. La energización de condensadores en paralelo suele ocasionar corrientes en la decena de kHz. El fenómeno sucede cuando un banco de condensadores se energiza estando en paralelo con otro banco ya energizado. La siguiente imagen muestra el transitorio de corriente debido a la conmutación de una conexión de condensadores de este modo.

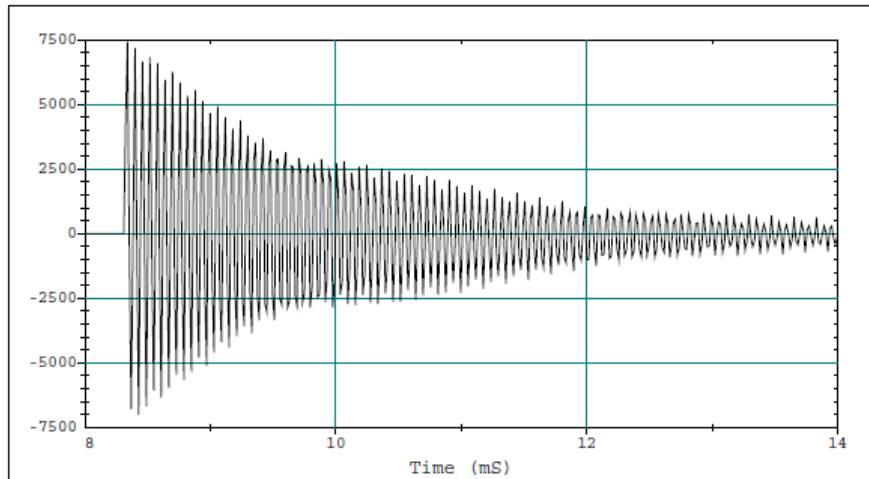


Figura II.2. Transitorio oscilatorio debido a la conexión de condensadores en paralelo. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Los transitorios de media frecuencia también pueden ser resultado de la respuesta del sistema a un transitorio de impulso.

También requieren de “hardware” con alta capacidad de muestreo. En este documento se analiza de forma sintética la conexión de un banco de condensadores.

2.2.2.3. Transitorios oscilatorios de baja frecuencia

Los transitorios de baja frecuencia tienen valores de menos de 5 kHz con duraciones de 0.3 ms a 50 ms. Suelen suceder en subtransporte y distribución. En el caso de energización de bancos de condensadores la frecuencia del transitorio de tensión suele encontrarse entre los 300 Hz y 900 Hz. El transitorio puede alcanzar valores de pico de 2 pu, pero usualmente suele encontrarse entre 1.3 pu y 1.5 pu, con duraciones que van desde 0.5 a 3 ciclos de la frecuencia fundamental dependiendo de la amortiguación del sistema.

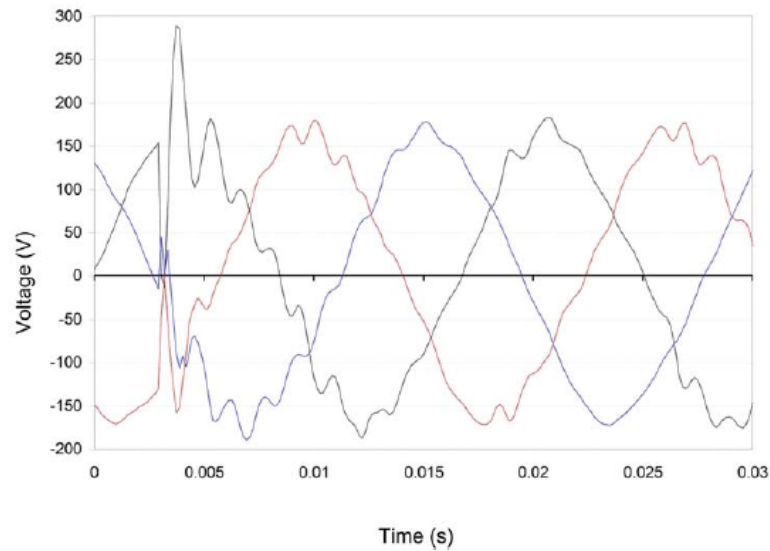


Figura II.3. Transitorio oscilatorio de baja frecuencia causado por la energización de un banco de condensadores. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Frecuencias de oscilación inferiores a 300Hz pueden aparecer en el sistema de distribución debido a fenómenos de ferorrresonancia y energización de transformadores. Este transitorio de baja frecuencia ocurre cuando la resonancia del sistema magnifica las bajas frecuencias de la corrientes de magnetización del transformador (segundo y tercer armónicos) o cuando por condiciones inusuales se produce resonancia.

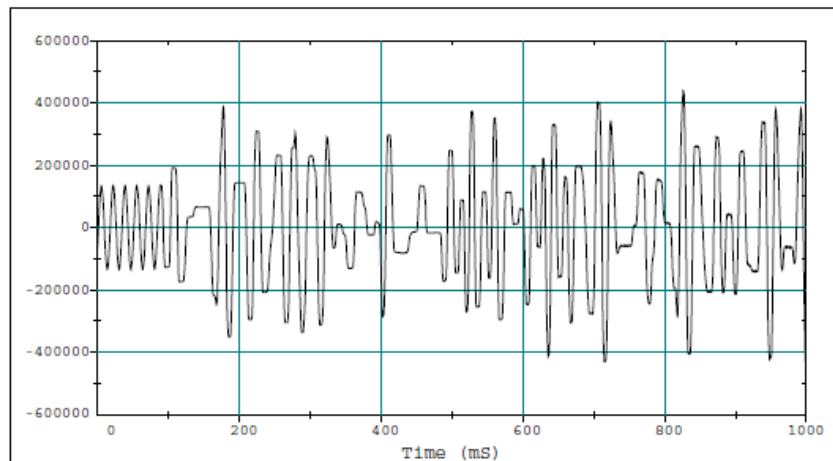


Figura II.4. Transitorio oscilatorio de baja frecuencia ocasionado por ferorrresonancia de un transformador sin carga. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Tanto la conexión de bancos de condensadores (datos sintéticos) como corrientes de magnetización de transformadores (datos reales) serán analizadas con la herramienta.

2.3. Distorsión de onda

Los fenómenos de distorsión de onda son definidos como una desviación estacionaria de la componente senoidal fundamental de la frecuencia de red. El fenómeno se caracteriza principalmente por el contenido en frecuencia de dicha desviación.

Hay cinco tipos fundamentales de distorsiones de onda:

- Componente de continua (DC offset)
- Armónicos
- Interarmónicos
- Muecas (Notching)
- Ruido

2.3.1. Componente de continua

La presencia de una componente de continua en un sistema eléctrico de corriente alterna puede deberse a perturbaciones geomagnéticas o a la presencia de rectificadores de media onda (equipos de iluminación). La componente de continua en sistemas de alterna tiene un efecto negativo sobre el sistema eléctrico, al aumentar la saturación del transformador y su calentamiento asociado, el estrés de los aislamientos y otros efectos adversos. Normalmente su valor no suele exceder el 0.1% de la tensión nominal. Este tipo de componente aparece consignada en el residuo que se obtiene mediante nuestra herramienta.

2.3.2. Armónicos

Se definen los armónicos como tensiones o corrientes sinusoidales cuyas frecuencias son múltiplos enteros de la frecuencia de diseño del sistema (50 Hz o 60 Hz). Al combinarse con la componente fundamental del sistema provocan la distorsión de ésta.

La presencia de armónicos viene asociada a características no lineales de los equipos y cargas del sistema de potencia. Las cargas electrónicas son las que originan el mayor número de armónicos al inyectar corrientes que causan caídas de tensión no lineales.

Los niveles de distorsión armónica se caracterizan por el espectro armónico (módulo y fase) y la tasa de distorsión armónica total (THD). Por ejemplo, para la tensión sería:

$$(II.1) \quad THD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{h=\infty} V_h^2}}{V_1}$$

La fórmula es análoga para intensidades.

Sin embargo, THD como indicador puede llevar a equívoco, especialmente en el caso de intensidades. Por ejemplo, un motor con variador de frecuencia a baja carga puede dar una alta THD para su corriente de alimentación aun cuando el valor eficaz del contenido armónico es bajo.

El estándar IEEE Std. 519-2014 (IEEE std 519-2014 2014) define otro indicador más apropiado: la distorsión de demanda total (TDD). La fórmula es la misma pero haciendo referencia al valor de pico demandado en vez de al valor eficaz de la componente fundamental:

$$(II.2) \quad TDD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{h=\infty} I_h^2}}{I_{pico}}$$

En el mismo estándar se definen los niveles de distorsión para armónicos de corriente y tensión en sistemas de distribución y transporte.

La distorsión armónica es uno de los problemas de calidad más comunes y aunque es analizable por herramientas tradicionales, por su importancia será también tratada dentro de algunos ejemplos analizados.

2.3.3. Interarmónicos

Aparecen cuando las componentes de tensión o intensidad presentes en la señal tienen frecuencias múltiplo no enteras de la frecuencia de muestreo. Los interarmónicos pueden aparecer en frecuencias discretas o en anchos de banda.

Se encuentran en distintos niveles de tensión del SEP. Las principales causas de su aparición son convertidores estáticos de frecuencia, ciclo convertidores, hornos de inducción y dispositivos de arco, especialmente en aquellos cuyo sistema de control no

está sincronizado con la frecuencia del sistema. Señales portadoras en líneas de potencia pueden considerarse interarmónicas también.

Los efectos de los interarmónicos no son del todo conocidos, pero se sabe que afectan a señales portadoras en líneas de potencia e inducen parpadeos en televisores convencionales de tubo de rayos catódicos (CRT). Así mismo, hay referencias bibliográficas (Yacamini 1995) sobre la aparición de oscilaciones de torsión de baja frecuencia en motores debido a la aparición de pequeñas frecuencias subsíncronas. Aunque, en (IEC 61000-2-2 2002) se categoriza el ruido de fondo como interarmónico, en el estándar seguido para la definición de eventos en esta tesis (IEEE std 1159-2009 2009) se estudia como un evento independiente. Desde el punto de vista matemático del análisis, no difieren de los armónicos en su dificultad de caracterización, ya que la única diferencia es la de no ser múltiplo de la frecuencia fundamental.

2.3.4. Muestras (*notching*)

El fenómeno de “notching” es una perturbación en la tensión de modo periódico, debida a la operación de dispositivos electrónicos cuando la corriente conmuta de una fase a otra.

Los rectificadores trifásicos son los que originan una mayor aparición de muescas. En realidad, lo que sucede es que cuando la corriente conmuta de una fase a otra, se produce un breve cortocircuito entre las fases. La severidad de la muesca depende de: la inductancia de la fuente y la bobina de aislamiento entre el convertidor, la magnitud de la corriente, y el punto que se monitoriza. Una descripción detallada del fenómeno puede consultarse en (IEEE std 519-2014 2014).

La siguiente imagen muestra el fenómeno de “notching” provocado por la operación de un rectificador.

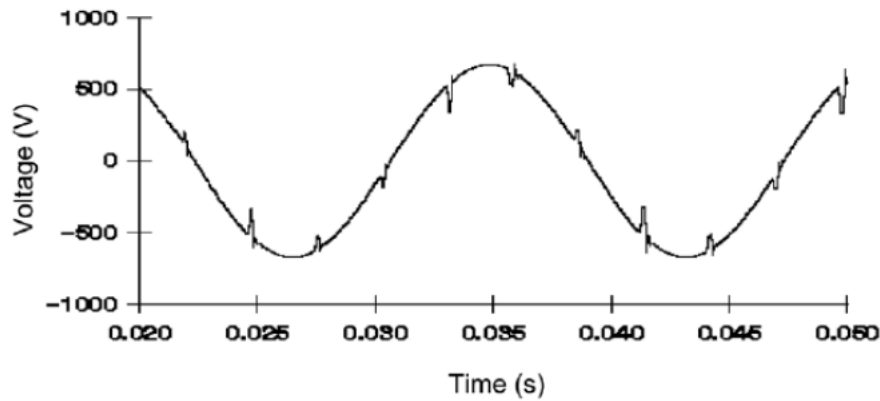


Figura II.5. Ejemplo de notching en la tensión debido a la operación de un convertidor de tensión.
Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Algún ejemplo de notching será tratado en el documento.

2.3.5. Ruido

El ruido se define en toda señal eléctrica indeseada con contenido espectral en un ancho de banda inferior a 200kHz, afectando a las tensiones o corrientes de fase o presente en forma de inesperadas señales en conductores de neutro o fase. Consiste en todo tipo de distorsión en la señal de potencia que no puede ser clasificada como armónico o transitorio. Tiene una naturaleza aleatoria y puede estar originado por dispositivos electrónicos, circuitos de control, equipos generadores de arco, cargas que tengan rectificadores o conmutación de fuentes. El problema del ruido se puede agravar si no se tiene correctamente conectada la puesta a tierra. Incluso puede estar originado por el propio sistema de medición, adicionando una incertidumbre a la herramienta.

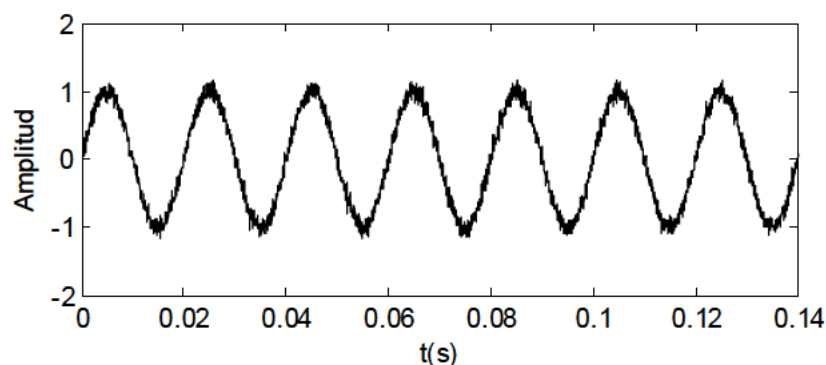


Figura II.6. Ejemplo de señal sinusoidal contaminada con ruido blanco simulado mediante Matlab™.

La magnitud y ancho de la frecuencia del ruido depende de la causa que lo origina y las características del sistema, aunque no suelen suponer más de 1% del voltaje nominal. El

ruido puede atenuarse mediante la utilización de filtros, transformadores de aislamiento y acondicionadores de señal (line conditioners).

El ruido puede ser filtrado mediante la herramienta ya que es extraído como IMFs de alta frecuencia, normalmente la primera o segunda de ellas.

2.4. Firmas de carga

Las perturbaciones que hemos visto en puntos anteriores están asociadas a la calidad de la señal en un SEP. Sin embargo, esas perturbaciones pueden servirnos para caracterizar patrones de consumo asociados al funcionamiento normal de cargas.

Al patrón de consumo que define una carga determinada se le denomina “load signature” o firma de carga (Liang et al. 2010). La firma de carga puede estudiarse desde un nivel de micro o macro escala. En el caso de la micro escala, cada carga puede tener un patrón distintivo. Por ejemplo, en la siguiente imagen se pueden ver diversos electrodomésticos en función de la forma de onda de la corriente.

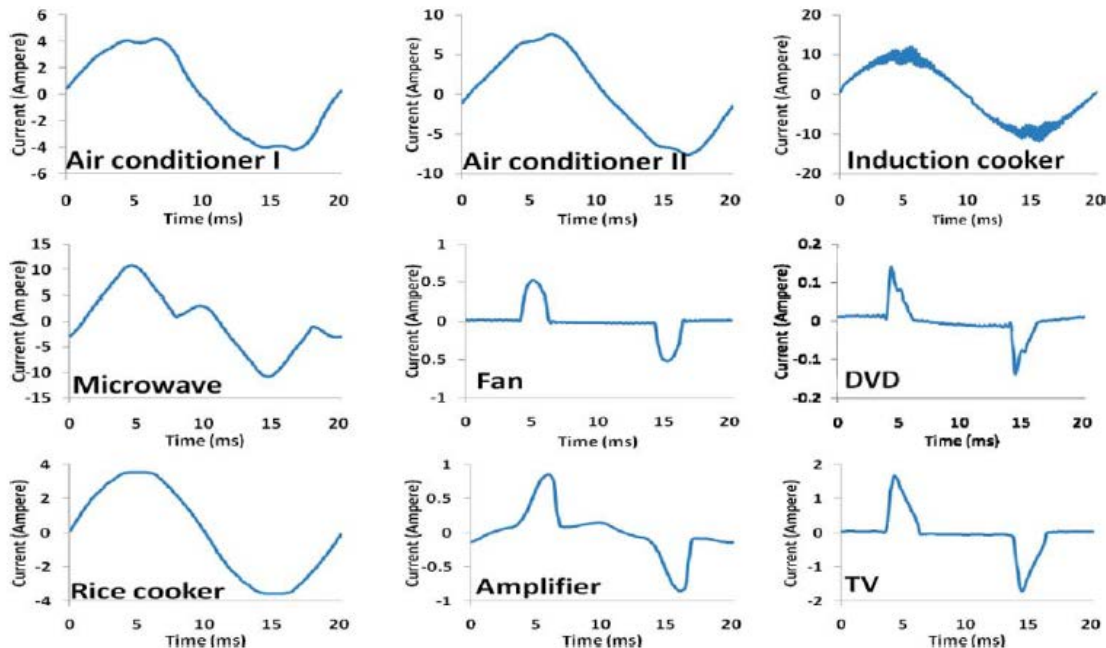


Figura II.7. Ejemplos de firmas de carga de diversos electrodomésticos. Fuente (Liang et al. 2010) Copyright © 2010, IEEE.

La firma de carga a nivel de micro escala ha sido utilizada en diversos artículos de investigación (Cheng et al. 2006, Leung et al. 2007, Lee et al. 2004, Suzuki et al. 2008, Akbar, Khan 2007).

Varios aparatos domésticos serán caracterizados a micro escala mediante la herramienta.

3. Señales a macro escala

3.1. Introducción

Dentro de las señales a macro escala se encuentran aquellas en cuya definición de frecuencia nos movemos en valores menores a la frecuencia nominal de la red y por tanto no requieren de una frecuencia de muestreo superior a la misma. Dentro de este grupo se encuentran la mayoría de eventos que no tienen asociados una variación de frecuencia de la señal o componentes en sí (variaciones del valor eficaz de la tensión o intensidad y desequilibrios) o esta es de baja frecuencia (oscilaciones de potencia en el SEP). Cuando el análisis de firmas de carga se realiza a nivel de curvas de potencia, al ser los valores de muestreo mayores, también nos encontraríamos en este nivel macro. Veamos algunos ejemplos de ambos casos.

3.2. Variación de corta duración del valor eficaz

Las variaciones de corta duración de la tensión suelen ir casi siempre causadas por faltas, energización de cargas que requieran una gran intensidad inicial o pérdidas de conexión intermitentes en bobinados. Dependiendo de las características del sistema y la localización del fallo, éste puede ocasionar aumentos temporales de la tensión (“swells”), disminuciones temporales de la tensión (“huecos”), o pérdidas totales de tensión (“interrupciones”).

Se pueden clasificar en instantáneas (hasta 30 ciclos), momentáneas (hasta 3 segundos) o temporales (hasta 1 minuto) según el tiempo de duración.

Son más bien efectos causados por otros eventos electromagnéticos del sistema eléctrico, por lo que su estudio como evento en sí no tiene sentido. Dicho de otro modo, son consecuencias de un evento de una determinada naturaleza, por ejemplo una falta o una interrupción. Es decir, aunque la consecuencia de la falta es un fenómeno a macro escala, estudiaremos el transitorio de la falta como un fenómeno a micro escala para poder caracterizarla.

3.2.1. Interrupciones

Sucedan cuando la tensión o corriente de suministro disminuye por debajo de 0.1 pu. Normalmente vienen asociadas a faltas en el sistema de potencia, fallos en equipos o errores de control. Como la magnitud es siempre inferior a 0.1 pu, las interrupciones de corta duración se suelen caracterizar por su duración, clasificándose en momentáneos (hasta los 3 segundos) y temporales (hasta el minuto). El tiempo de interrupción en caso de falta viene dado por las características de los dispositivos de protección y el hecho particular que provoca la interrupción. Si la interrupción está provocada por mal funcionamiento de equipamiento o pérdidas de conexión la duración puede ser variable.

Algunas interrupciones de suministro pueden ir precedidas por un hueco de tensión. El hueco se produce en el tiempo que tarda en actuar la protección respecto al fallo. Dependiendo de la capacidad de reenganche del relé de protección la duración de la interrupción será mayor o menor.

En la figura siguiente puede apreciarse una interrupción momentánea de unos 2.3 segundos. En la gráfica superior se observa la variación del valor eficaz durante primero el hueco (unos 50 ms) y luego la interrupción. En la superior se puede ver en detalle la amplitud instantánea durante el transitorio.

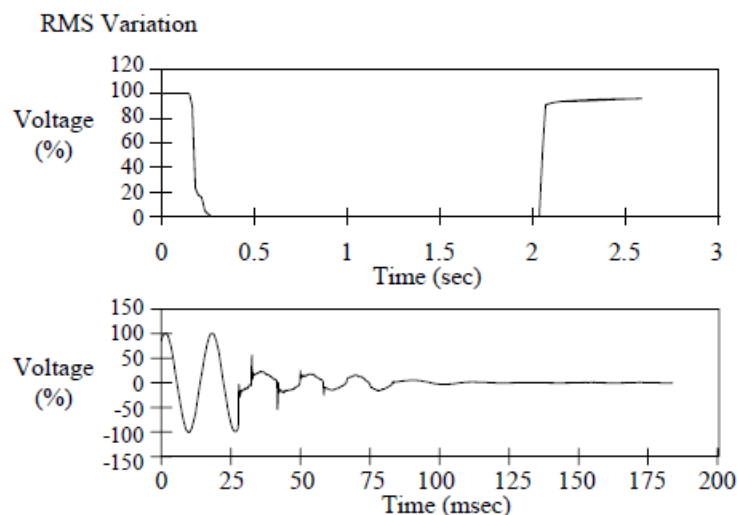


Figura II.8. Interrupción momentánea debida a una falta y posterior reconexión. En la gráfica inferior se aprecia en zoom el transitorio en la desconexión. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

3.2.2. Huecos (sags)

Los huecos de corta duración son disminuciones del valor eficaz de la tensión a valores entre 0.1 y 0.9 pu. La designación en valor pu del hueco se refiere a la tensión resultante y no a la caída de tensión. Según su duración, se clasifican en instantáneos (hasta 30 ciclos), momentáneos (hasta 3 s) o temporales (1 minuto).

La causa de un hueco suele ser o una falta, o la conexión de grandes cargas o motores. La siguiente figura muestra el hueco provocado por una falta a tierra de una línea eliminado posteriormente por un relé aguas abajo del punto de monitorización. El tiempo que tarda en eliminar el fallo el relé depende de la sobreintensidad y su nivel de tarado, soliendo mover el tiempo entre los 0.5 y 30 ciclos (hueco instantáneo).

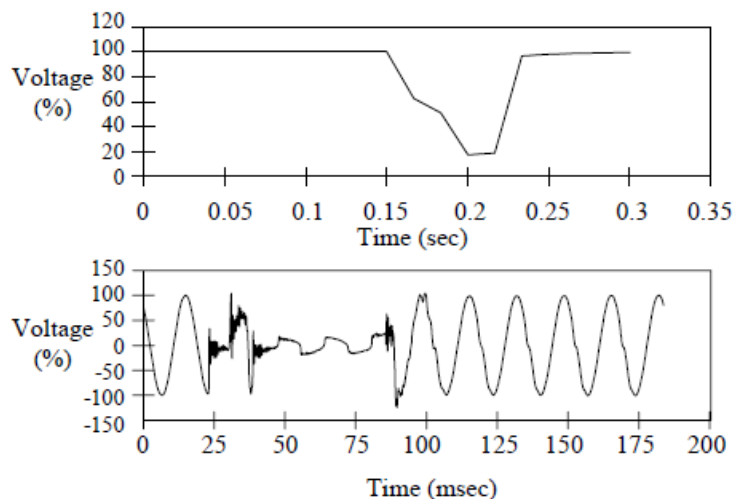


Figura II.9. Hueco de tensión causado en una línea por una falta a tierra de una fase. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Si la causa está originada por la conexión de una gran carga o motor, los tiempos pueden ser de varios segundos (hueco momentáneo o temporal). El descenso de la tensión viene provocado por la mayor caída de tensión en la impedancia del sistema debido a la sobreintensidad demandada en la conexión de la carga/motor. En la siguiente figura puede observarse un hueco temporal provocado por el arranque de un motor.

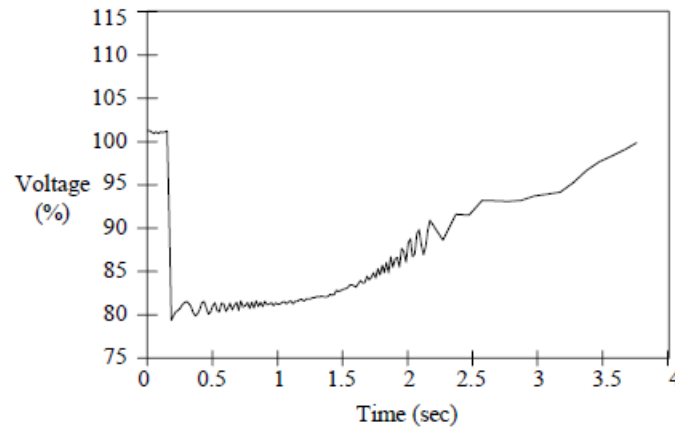


Figura II.10. Hueco temporal de tensión ocasionado por el arranque de un motor. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

3.2.3. Swells

Un “swell” es un aumento de la tensión por encima de 1.1 pu (normalmente hasta 1.2 pu) de duración desde 0.5 ciclos a 1 minuto. Son menos comunes que los huecos y suelen ir asociados a faltas en el sistema. Por ejemplo, una falta a tierra de la fase de una línea provoca un hueco en dicha fase y elevaciones en las otras dos. También se pueden producir elevaciones debidas a desconexiones de grandes cargas, deslastre de carga (load shedding) o conexión de un gran banco de condensadores. En la siguiente figura se puede observar un “swell”.

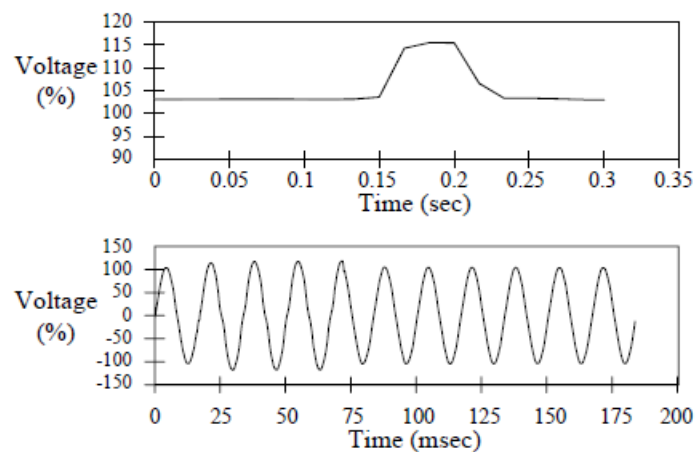


Figura II.11. Swell instantáneo ocasionado por el fallo de otra fase a tierra. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

En un sistema puesto a tierra, la magnitud de la elevación depende de la localización del fallo, impedancia del sistema y las características de la puesta a tierra del neutro de la alimentación. Si este no se encuentra puesta a tierra y una fase se pone en contacto con

tierra por un fallo, las fases sin falta alcanzan una elevación de 1.73 pu. Cuando el fallo se produce cerca de una subestación eléctrica en un sistema puesto a tierra, la elevación es prácticamente nula al ser el transformador triángulo-estrella y proporcionar un camino de cierre de impedancia muy baja para la corriente de falta.

3.3. Variación de larga duración del valor eficaz (RMS)

Se suelen considerar variaciones de larga duración del valor eficaz cuando esta es mayor que un minuto.

Al igual que las duraciones de corta duración, las variaciones del valor eficaz pueden venir dadas por subidas o caídas de la tensión. Sin embargo, al contrario de las de corta duración, su origen no suele ser debido a faltas en el sistema, sino a variaciones de la carga u operaciones de conexión/desconexión. ***Interrupción mantenida***

Cuando la tensión desciende de 0.1 pu durante más de 1 minuto se considera que la interrupción es mantenida. Este tipo de interrupciones son normalmente permanentes en la práctica y requieren la intervención manual para restablecer el suministro. No debe confundirse el término de interrupción mantenida con el de apagón, ya que este se refiere no a un fenómeno específico, sino al hecho en sí de que una o varias fases del sistema fallan y dejan de funcionar. El concepto de interrupción en el contexto de monitorización de la calidad del SEP no tiene relación en sí con la fiabilidad o continuidad del servicio.

3.3.2. Sobretenensión

Una sobretensión de larga duración es un aumento del valor eficaz de la tensión por encima de 1.1 pu durante más de 1 minuto. Normalmente al igual que en las de corta duración el aumento suele encontrarse entre 1.1 y 1.2 pu.

Estas sobretensiones suelen deberse a la desconexión de grandes cargas o a variaciones en la compensación de reactiva en el sistema (por ejemplo, conexión de banco de condensadores). Un deficiente control de la regulación del sistema o regulación de los transformadores puede llevar a sobretensiones de este tipo.

3.3.3. Subtensión

Se considera que ocurre una subtensión de larga duración cuando desciende la tensión a 0.1-0.9 pu (normalmente se mantiene entre 0.8-0.9 pu) por encima de 1 minuto.

Su origen viene dado por la causa contraria de las sobretensiones. Por ejemplo, la conexión de una carga o la desconexión de una batería de condensadores pueden producir una caída de la tensión hasta que los equipos de regulación del sistema consigan estabilizar la misma en un valor dentro de la tolerancia necesaria. Líneas sobrecargadas debido al exceso de intensidad respecto de la de diseño también pueden provocar caídas de tensión por debajo de los 0.9 pu.

El término “brownout” (normalmente relacionado con periodos mantenidos de baja tensión como una estrategia de generación de energía para reducir el transporte de energía), se encontraría dentro del concepto de caída de tensión definido aquí. Al no existir una definición formal para dicho término, para evitar confusión no debería ser utilizado para definir este tipo de perturbaciones del SEP.

3.3.4. Sobrecarga

Cuando el aumento del valor eficaz viene asociado a la corriente tenemos una sobrecarga. El aumento debe ser entre 1.1-1.2 pu durante más de 1 minuto. Como se indicó en puntos anteriores una sobrecarga puede ocasionar caídas de tensión en la línea que se produce.

Su origen viene dado por el aumento del consumo respecto a la capacidad de la línea de alimentación. Tiene poco interés desde el punto de vista de nuestra herramienta al ser sencilla su detección.

3.4. Desequilibrios de tensión

Las diferencias de tensión entre fases se pueden deber a diversas causas, ya sean faltas o consumos desequilibrados.

El desequilibrio en un sistema trifásico se define como el ratio entre la magnitud de la componente de secuencia negativa respecto la positiva.

$$(II.3) \% Desequilibrio = \frac{|V_{neg}|}{|V_{pos}|} \times 100$$

La definición se puede aplicar tanto a tensión como a intensidad. Normalmente en el caso de tensión éste no suele llegar al 3%. Sin embargo, en el caso de corriente el valor puede ser sensiblemente mayor sobre todo si se encuentran presentes cargas monofásicas.

Otras definiciones se pueden encontrar en la bibliografía. Por ejemplo muchos equipos de medida se rigen por la definición de (ANSI C84.1-2006 2006) que expresa el desequilibrio como el ratio entre de la máxima desviación de una tensión de valor promedio a valor promedio, expresada en porcentaje (ver también (IEEE std 141-1993 R1999)).

El principal problema de la definición de desequilibrio basada en el estándar que se comenta en esta tesis (IEEE std 1159-2009 2009), es la dificultad para obtener el valor de las componentes de secuencia con medidores de valor eficaz convencionales. Como lo que realmente se busca es el cociente entre las componentes de secuencia y no las componentes en sí, este ratio se puede obtener con otra formulación basada en valores eficaces:

$$(II.4) \% Desequilibrio = \sqrt{\frac{1-\sqrt{3-6\beta}}{1+\sqrt{3-6\beta}}} \times 100$$

Con

$$(II.5) \beta = \frac{|V_{AB}|^4 + |V_{BC}|^4 + |V_{CA}|^4}{(|V_{AB}|^2 + |V_{BC}|^2 + |V_{CA}|^2)^2}$$

Siendo las tensiones los valores eficaces de línea entre las fases indicadas. El problema con la definición expuesta en las ecuaciones (II.4) y (II.5) es que sólo son ciertas si la componente secuencial homopolar es nula. En el caso de tensiones, al tomar el valor de línea entre fases no hay problema, pero en el caso de corrientes en sistemas con retorno de neutro, al no ser la componente homopolar nula al producirse el desequilibrio, se deben calcular las componentes secuenciales y aplicar la ecuación (II.3).

La principal causa de pequeños desequilibrios (<2% en tensión) está causada por el uso de cargas desequilibradas monofásicas en una línea trifásica o a fallos en baterías de

condensadores. Si el desequilibrio es grande ($>5\%$ en tensión) suele ser debido por ejemplo, a dispositivos de protección abiertos aguas arriba del punto de monitorización.

El estudio de desequilibrios no se va a abordar en esta tesis para limitar la extensión del contenido de la misma.

3.5. Fluctuaciones de tensión

Son variaciones sistemáticas de la envolvente de la tensión o cambios aleatorios de la misma sin sobrepasar la variación un valor de 0.95-1.05 pu.

Una carga que tiene variaciones significantes cíclicamente, especialmente de carácter reactivo, ocasiona fluctuaciones de tensión. En general, toda carga que tiene continuas y rápidas variaciones de su intensidad provoca la aparición de este fenómeno. Las fluctuaciones de tensión son muchas veces mal designadas como “flickers”, cuando en realidad el término “flicker” hace referencia al efecto que tiene en la variación del flujo luminoso una fluctuación de tensión; es decir, el “flicker” es un efecto y no el fenómeno electromagnético. Tal y como se recomienda en (IEEE std 1159-2009 2009) el término “voltage flicker” no debe ser utilizado en vez de su correcta designación como fluctuación de tensión.

La siguiente imagen muestra las fluctuaciones de tensión originadas por un horno de arco, que es la causa más común de la aparición de fluctuaciones de tensión en los sistemas de transporte y distribución, que originan “flickers” en luminarias.

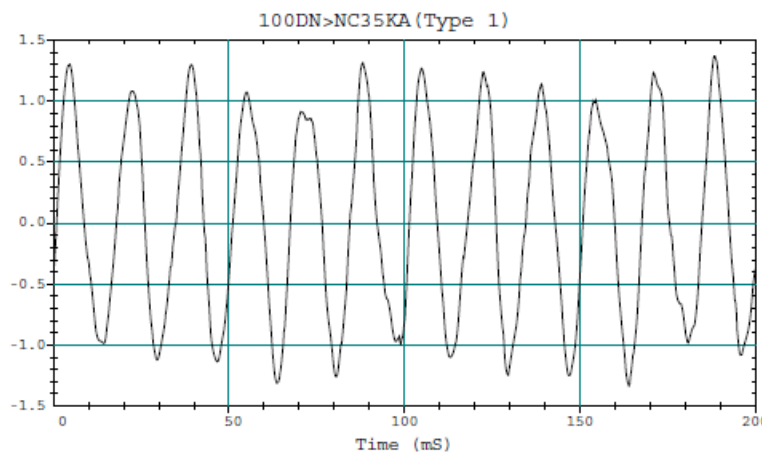


Figura II.12. Ejemplo de fluctuaciones de tensión ocasionadas por un horno de arco eléctrico. Fuente (IEEE std 1159-2009 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Las fluctuaciones de tensión aparecen como una modulación de la frecuencia fundamental de la onda (similar a las ondas de amplitud modulada (AM) en señales de radio). Para definir por tanto la magnitud de la fluctuación, basta con demodular la frecuencia fundamental de la onda y medir la magnitud de las ondas moduladas restantes. Fluctuaciones de tensión pueden ocasionar “flickers” en iluminación perceptibles con variaciones de 0.25 pu si la frecuencia se encuentra en el rango de 6 Hz a 8 Hz. Aunque mediante la herramienta es posible analizar este tipo de evento, no se llevó a cabo su análisis.

3.6. Variaciones de la frecuencia (Oscilaciones interárea)

La frecuencia del sistema va directamente relacionada con la velocidad de giro de los generadores rotativos del sistema. La estabilidad del sistema depende del equilibrio entre la carga demandada y la generación (Messina, Vittal 2006). Si este balance se rompe, aparecen pequeñas variaciones de frecuencia en el sistema. La magnitud y duración del cambio depende de las características de la modificación de la carga y de la respuesta de la generación. Debido a la conexión de cargas y la consiguiente modificación de la fase de la tensión y la corriente que pasa por el sistema, pueden darse pequeñas variaciones de carácter “local” (de forma pronunciada en la cercanía de la carga).

Las variaciones de frecuencia de mayor magnitud son debidas a fallos globales en el sistema eléctrico de potencia al nivel de transporte, caídas de grandes centros de consumo o generación. Los sistemas eléctricos de potencia que trabajan de modo aislado son más susceptibles a sufrir variaciones de frecuencia al tener una menor inercia.

La siguiente figura muestra las variaciones de frecuencia detectadas en la red en diversos puntos de Europa durante el 19 de febrero de 2011 debido a oscilaciones interárea de la potencia.

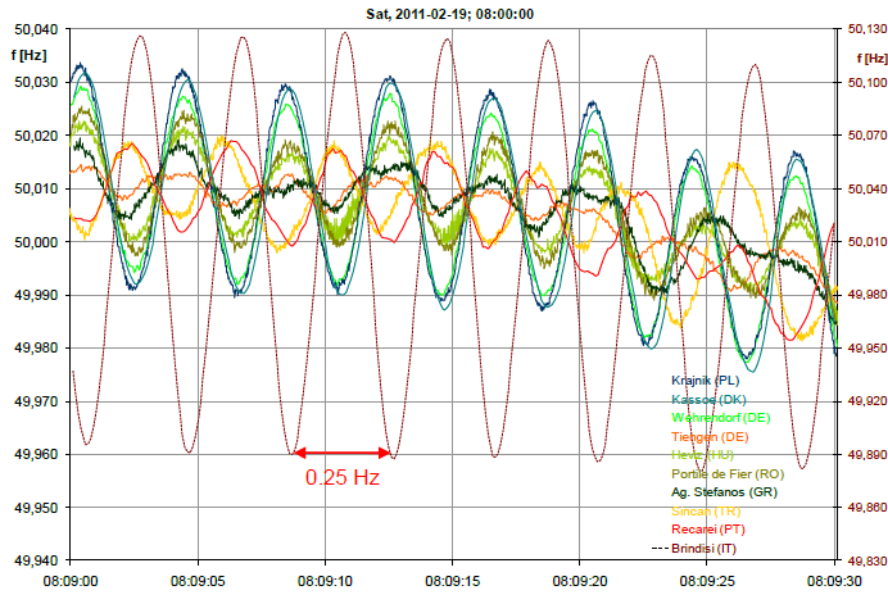


Figura II.13. Variaciones de frecuencia detectadas en la red en diversos puntos de Europa durante el 19 de febrero de 2011 debido a oscilaciones interárea de la potencia. Fuente (ENTSO-E 2011).

Aunque de interés para nuestra herramienta, no ha sido tomada en cuenta en este documento por acotar los objetivos de aplicación de la tesis.

3.7. Firmas de carga (load signatures)

Los patrones de consumo que definen las firmas de carga pueden definirse tanto a nivel de micro como macro escala. A nivel de macro escala se pueden obtener otros importantes datos de las firmas de carga no presentes a nivel de micro escala como pueden ser los ciclos de control. Así mismo, es mucho más sencilla la obtención de datos a nivel de macro escala al requerirse unos niveles de muestreo mucho menores. Este nivel de estudio es el que se realiza en el Electric Power Research Institute (EPRI) (Hart 1992, Drenker, Kader 1999) y el Massachusetts Institute of Technology (MIT) (Laughman et al. 2003).

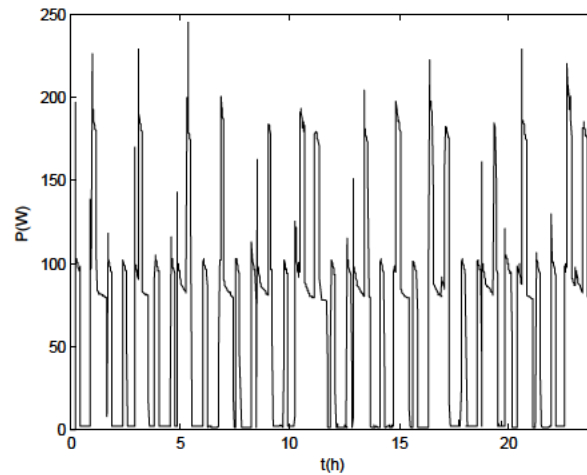


Figura II.14. Ejemplo de curva a macro escala de potencia. Frigorífico con congelador.

Aunque se puede aplicar a tensión e intensidad, en la tesis se utilizará fundamentalmente la potencia como firma de carga a macro escala para identificar y caracterizar consumos eléctricos de importancia para DR. Los parámetros que extraeremos para definir estas señales son: el nivel de potencia, la frecuencia y el ancho de pulso durante los periodos de control.

4. Resumen de aplicación de la utilización de datos en el documento

Para aclarar los tipos de datos analizados en la tesis, se adjunta la tabla resumen II.2. En ella se muestran los puntos vistos a lo largo de este capítulo, indicándose si van a ser analizados en la tesis y en qué punto del documento. En el caso de fenómenos asociados a variación del valor eficaz de corta duración; por ejemplo, debidos a faltas o magnetizaciones de transformadores o intensidades de consumo de aparatos de consumo, el estudio se hará en base a su transitorio oscilatorio en vez de a su variación del valor eficaz. Por ello, al ser analizados mediante su transitorio, su análisis será a micro escala aunque la variación del valor eficaz sea definida como un fenómeno a macro escala.

Tabla II.2. Resumen de la aplicación de la herramienta a los distintos tipos de datos enumerados

Definido	Tipo de dato	Causa a estudiar	Estudiado en tesis	Muestreo para análisis	Tipo de dato	Capítulo
μS	Impulsos	Descarga atmosférica	No	-	-	-
μS	Transitorio Oscilatorio: Alta F Media F Baja F	- Conexión C, Energización línea Conexión C, Trafo, Firmas de carga	No Sí Sí	- μS $\mu S, \mu LS$	- Sintético Sintético	- VI.2 VI.2
μS	Distorsión de onda: Componente de continua Armónicos Interarmónicos Notching Ruido	- Armónicos, Firmas de carga Interarmónicos, Firmas de carga Notching, Firmas de carga Ruido, Firmas de carga	- Sí Sí Sí Sí	- $\mu S, \mu LS$ $\mu S, \mu LS$ $\mu S, \mu LS$ $\mu S, \mu LS$	- Sintético y Real Real Sintético y Real Sintético y Real	- VI.2-VI.4 VI.2-VI.4 VI.2-VI.4 VI.2-VI.4
MS	Variación RMS: Corta duración Larga duración	Faltas, Conexiones, Firmas de carga -	Sí No	$\mu S, \mu LS$ -	Sintético y Real -	VI.2-VI.4 -
MS	Desequilibrio de tensión	-	No	-	-	-
MS	Fluctuaciones de tensión	-	No	-	-	-
MS	Variación de frecuencia	-	No	-	-	-
MS	Consumos P(W)	Firmas de carga, Previsión de P(W)	Sí	MLS, MS	Real	VI.3-VI.5
(μS) micro escala (MS) macro escala (μLS) en referencia a su uso en firma de carga a micro escala (MLS) en referencia a su uso en firma de carga a macro escala						

**Capítulo III. REVISIÓN DE LAS TÉCNICAS
TRADICIONALES EN EL ANÁLISIS DE SEÑALES
ELÉCTRICAS**

Índice Capítulo

1.	Introducción.....	III-1
2.	Transformada de Fourier (FT).....	III-2
2.1.	Introducción	III-2
2.2.	Transformada de Fourier Discreta (DFT) y rápida (FFT)	III-3
2.3.	Transformada de Fourier aplicada en Ventanas de tiempo (STFT/WFT)	III-7
2.4.	Aplicaciones.....	III-11
2.5.	Conclusiones	III-13
3.	La Transformada Wavelet (WT)	III-13
3.1.	Introducción	III-13
3.2.	Transformada Wavelet Continua (CWT)	III-13
3.2.1.	Definición	III-13
3.2.2.	Traslación y escala.....	III-16
3.2.3.	Ejemplos	III-17
3.3.	Transformada de Wavelet Discreta (DWT).....	III-20
3.3.1.	Definición	III-20
3.3.2.	Ejemplos	III-21
3.4.	Aplicaciones.....	III-22
3.5.	Conclusiones	III-23
4.	Transformada S (ST)	III-24

4.1.	Transformada S continua (CST)	III-24
4.2.	Transformada S discreta (DST)	III-25
4.3.	Ejemplos	III-25
4.4.	Aplicaciones.....	III-27
4.5.	Conclusiones	III-27

1. Introducción

Este capítulo se centrará en exponer las técnicas de análisis de señal más conocidas. Fundamentalmente han sido aplicadas al análisis de eventos electromagnéticos del sistema, aunque también hay ejemplos de su aplicación en los últimos tiempos para la caracterización de consumos eléctricos.

El problema de calidad asociado a las perturbaciones eléctricas en el sistema de potencia no es un tema nuevo en la bibliografía (Kusko 1967). La necesidad de monitorizar y detectar cualquier problema de calidad en la señal hace necesaria la utilización de herramientas más o menos complejas que permitan detectar estas perturbaciones y hacer actuar en consecuencia los relés de protección, o evitar que actúen cuando la perturbación se deba a una labor de maniobra.

La complejidad de la herramienta va muchas veces asociada al tipo de evento, siendo mucho más difícil la categorización de un transitorio de tipo oscilatorio que una variación del valor eficaz de la tensión.

Los principales elementos de caracterización de un evento electromagnético son tres:

- La magnitud del mismo, valor asociado al evento respecto al valor fundamental.
- Contenido en frecuencia.
- Duración en tiempo.

No todas las técnicas tradicionales tienen la posibilidad de caracterizar estas tres variables, lo que limita su aplicación a tan sólo una parte de los posibles eventos.

En cuanto al análisis de consumos eléctricos las técnicas en la bibliografía se basan en la desagregación del consumo mediante el análisis con redes neuronales, lógica difusa o modelos ocultos de Markov (HMM) de datos estadísticos (Ghahramani, Jordan 1997), variaciones del consumo, espectros de FT (Zeifman, Roth 2011)...

2. Transformada de Fourier (FT)

2.1. Introducción

FT es quizás la técnica de análisis de señal más utilizada. La principal característica de la FT es la conversión de la señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. Una vez transformada al dominio de la frecuencia, la señal se analiza por su contenido en frecuencia al relacionarse cada uno de los coeficientes de la transformación a los términos de las funciones seno y coseno correspondientes para cada frecuencia.

Mediante la transformada de Fourier se puede descomponer la señal en una serie infinita de funciones ortogonales, senos y cosenos, de frecuencias enteras múltiplo de la fundamental. Dada una señal $f(t)$, su FT se define por:

$$(III.1) X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot e^{-j2\pi ft} \cdot dt$$

Donde:

- $X(f)$: transformada de Fourier de la señal $f(t)$, representando los valores de las amplitudes de los armónicos.
- t : tiempo.
- f : frecuencia.
- $e^{-j2\pi ft}$: función base.

FT representa la señal en el dominio de la frecuencia mediante una representación frecuencia-amplitud. La magnitud del contenido en armónicos de la señal (componentes de frecuencia múltiplos enteros de la frecuencia fundamental) aparece en su espectro de Fourier. Esto la hace la herramienta de referencia para el análisis de señales de distorsión de onda de carácter estacionario: componente de continua y armónicos.

Sin embargo, al ser la función base de la transformada válida para todo t (es decir no tener carácter local), conlleva que $X(f)$ dependa de $f(t)$ para todos los valores de tiempo. Dicho de otro modo: FT analiza la señal de forma global no haciendo posible analizar cualquier propiedad local de $f(t)$. Esto limita el uso de la FT, al dar información de las componentes de la señal de manera global, sin localizar la información en el tiempo en el que suceden; perdiéndose por tanto, al pasar al dominio de la frecuencia, la resolución en el tiempo.

Aunque FT permite obtener los valores de las componentes de frecuencia, no es capaz de indicar el instante preciso en el que se producen o su duración. La información que proporciona en el caso de transitorios o señales no lineales, es limitada por lo que no es apropiado su uso en señales no estacionarias.

No obstante, este problema puede ser parcialmente solucionado mediante la aplicación de la transformada de Fourier en ventanas “Windowed Fourier Transform” (WFT) o “Short Time Fourier Transform” (STFT).

2.2. Transformada de Fourier Discreta (DFT) y rápida (FFT)

Desde el punto de vista práctico, las perturbaciones electromagnéticas en el SEP se almacenan de forma discreta como un número finito de valores medidos a una determinada frecuencia de muestreo. La FT definida en el subpunto anterior es de aplicación a funciones continuas, por lo que para su aplicación en el análisis de señales muestreadas se debe aplicar una variación del algoritmo. Esta variación constituye la transformada rápida de Fourier (FFT) que nos permite obtener la transformada de Fourier de una señal discreta muestreada a un intervalo T mediante la siguiente expresión:

$$(III.2) \ X\left(\frac{n}{N \cdot T}\right) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k \cdot T) \cdot e^{\frac{-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot k \cdot n}{N}} \quad 0 \leq n \leq N-1$$

Donde:

- $X\left(\frac{n}{N \cdot T}\right)$: Transformada de Fourier discreta
- N : N° total de puntos de la señal.
- $x(k \cdot T)$: Función discreta a analizar.
- T : Intervalo de muestreo.

Igualmente por el teorema de Nyquist, al ser su espectro simétrico, la resolución máxima en frecuencia que es capaz de obtenerse corresponde a la mitad de la frecuencia de muestreo ($f_s = N/t_{total}$), y el número de armónicos computados a la mitad de los puntos muestreados ($N/2$). Habiendo por tanto una relación directa entre la capacidad de la herramienta para extraer información de los datos y la frecuencia a la que han sido muestreados.

En el siguiente ejemplo, se muestra la forma de onda de intensidad de una línea de salida de un transformador de un centro educativo, muestreada a 2kHz.

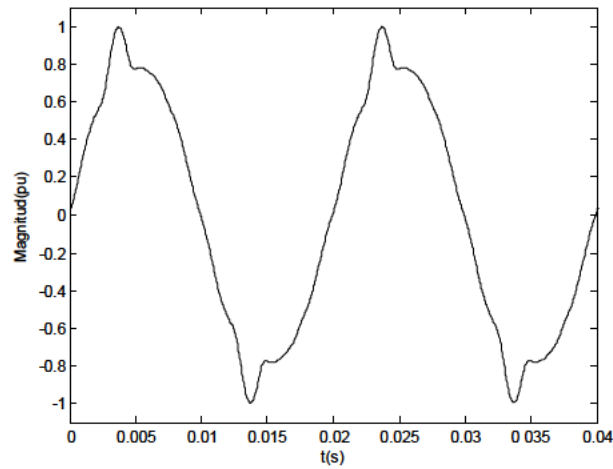


Figura III.1. Corriente en pu de salida de un transformador de un centro educativo.

A simple vista se puede observar la estacionalidad de la onda. Para ver la magnitud y frecuencia de las componentes armónicas que provocan la distorsión de onda basta con analizar su espectro de Fourier mediante la obtención de los coeficientes con FFT.

Como se ha comentado, el número de coeficientes que se puede obtener significativos corresponde a la mitad de los datos muestreados al ser el espectro de Fourier simétrico; por lo que por ejemplo, con una onda muestreada a 2kHz sólo podríamos obtener armónicos hasta 1kHz.

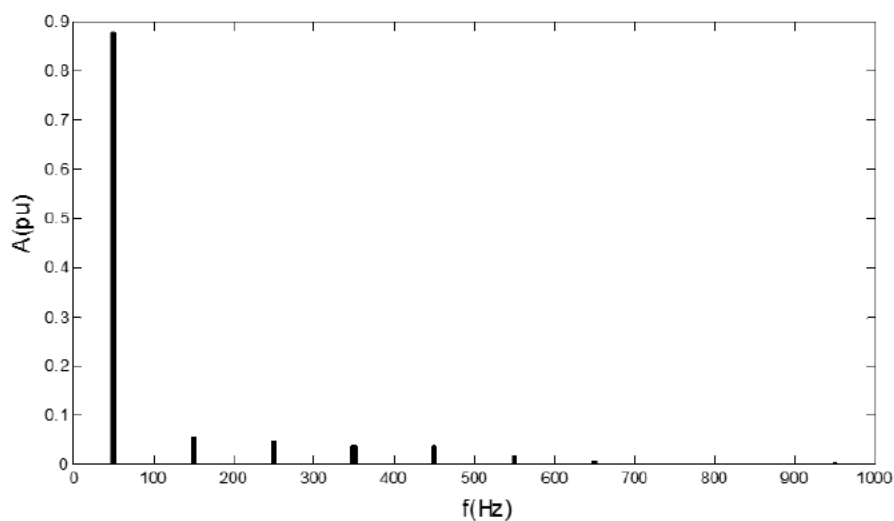


Figura III.2. Espectro de Fourier de la corriente de salida de un transformador de centro educativo. Datos en pu.

Como se puede observar, los armónicos presentes corresponden mayoritariamente al 3, 5, 7, 9, 11 y 13, no superando 0.1 pu respecto del valor de la onda.

Sin embargo, el hecho de poder analizar únicamente señales lineales estacionarias la limita como herramienta de análisis. Incluso en el caso de señales de distorsión de onda periódicas, como por ejemplo “notching”, tiene limitado su uso al componerse el flanco de la muesca en todo el espectro armónico como puede verse en la figura III.4. En ella Las muescas son identificadas por FFT como una composición de armónicos, no siendo capaz la herramienta de detectar datos como el periodo de repetición de las muescas.

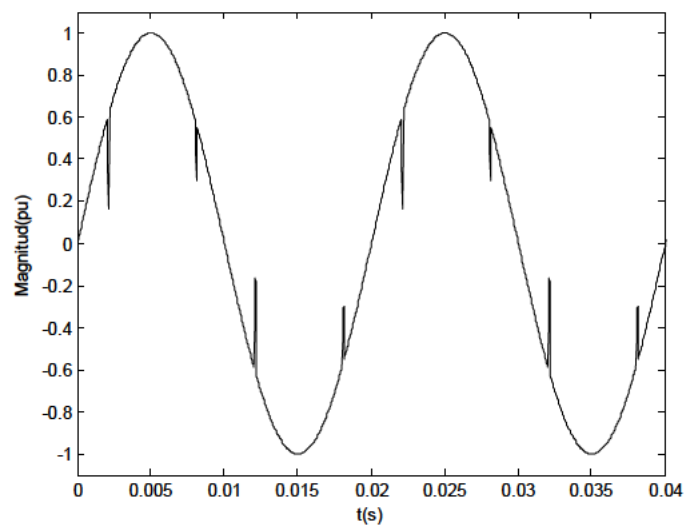


Figura III.3. Ejemplo de “notching” sintético obtenido mediante Microcap™.

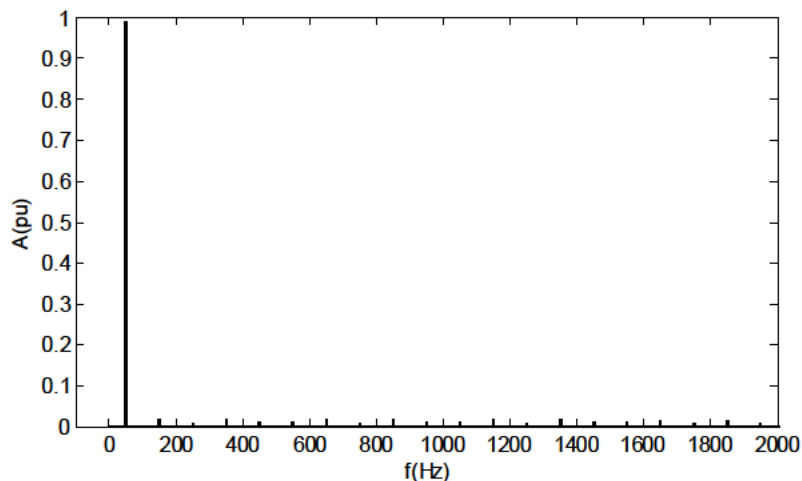


Figura III.4. Espectro de Fourier de un “notching” sintético.

En el caso de transitorios oscilatorios, puede dar información con respecto a las frecuencias características de las componentes, pero no así respecto a las magnitudes o

duraciones del mismo. Es decir, puede aportar información de frecuencia, pero no de magnitud y duración en el tiempo.

En la siguiente figura se muestra la simulación de una energización de línea a 20kHz de frecuencia de muestreo.

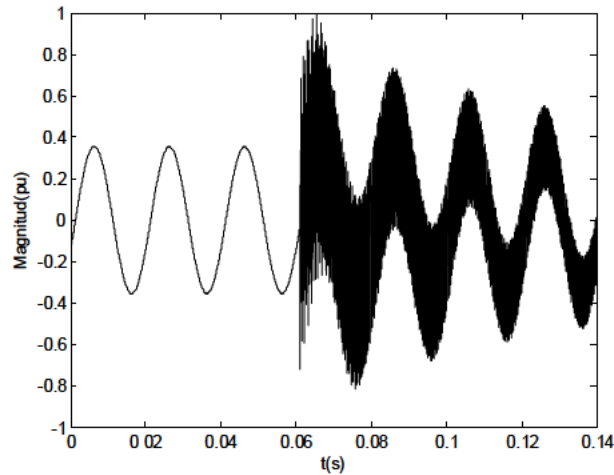


Figura III.5. Evolución de la corriente de energización de una línea al conectar una nueva línea al sistema. Ejemplo sintético obtenido mediante MicrocapTM con frecuencias de componentes alrededor de los 7.4kHz, 2kHz y 1.9kHz, ver tabla VI.1.

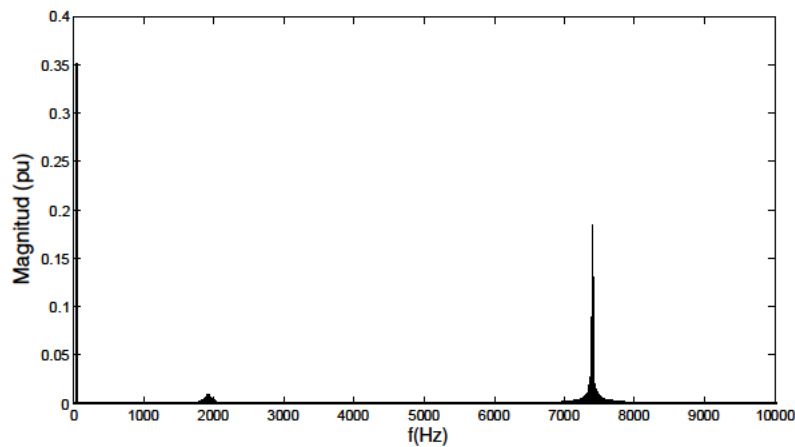


Figura III.6. Espectro FFT de la energización de una línea.

Aunque el espectro de Fourier indica las frecuencias presentes, las amplitudes de las componentes al disminuir exponencialmente en el tiempo, no pueden llegar a ser determinadas. Esto hace que la magnitud del armónico obtenido no sea representativa. Así mismo, la FFT no tiene la capacidad de determinar la duración del transitorio para las componentes detectadas, lo que la limita como ya se indicó como herramienta de caracterización.

2.3. Transformada de Fourier aplicada en Ventanas de tiempo (STFT/WFT)

Con objeto de subsanar las limitaciones de la FT, Dennis Gabor (Gabor 1946a, Gabor 1946b) la modificó aplicándola en pequeñas secciones de la señal original. Esta variación es conocida como la transformada de Fourier en cortos tiempos o en ventana (Short Time Fourier Transform/Windowed Fourier Transform STFT/WFT). Al introducir la dependencia temporal en la aplicación local de las ventanas, la transformada pasa a tener información tanto del tiempo como de la frecuencia. Sin embargo, la precisión en el tiempo está comprometida por el tamaño de las ventanas que se escojan.

Desde el punto de vista técnico, consiste en la multiplicación de la señal $f(t)$ por la función ventana $w(t)$ y aplicar FT a dicho producto. El ancho de la ventana óptimo debe ser igual a la duración de la parte de la señal que se considere estacionaria. La función ventana se coloca al inicio de la señal en $t=0$. Por ejemplo, considerando que el ancho de ventana es T segundos al multiplicarla por la señal se aplicaría a $T/2$. Una vez hecho esto, se aplica la FT a la nueva señal. El resultado de ello es la FT de los primeros $T/2$ segundos. Si la señal es estacionaria, en la ventana se obtiene correctamente la magnitud y frecuencia de la señal en ese tiempo. El siguiente paso es deslizar la ventana un tiempo t_1 a una nueva localización, para de nuevo validar la FT en la nueva ubicación, y seguir actuando así repetitivamente hasta alcanzar el final de la señal.

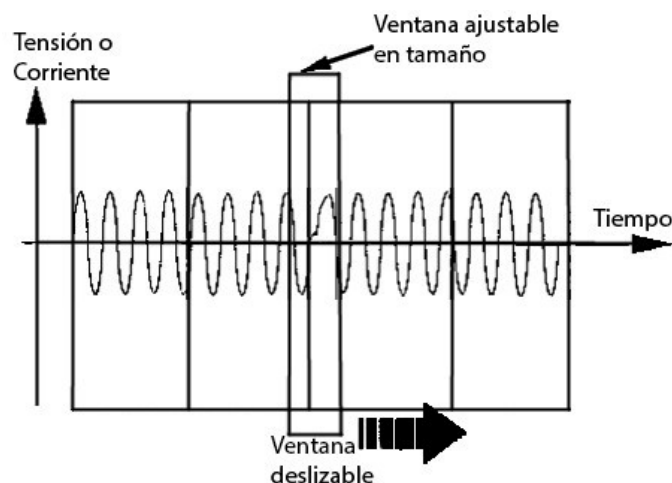


Figura III.7. Ejemplo de funcionamiento de STFT/WFT. Al actuar la ventana deslizable sobre la zona del transitorio obtendrá un resultado en frecuencia más representativo que si se aplicara en una sola ventana para todo.

Las funciones ventana pueden ser de distintos tipos desde rectangulares, triangulares, coseno o tipo Gaussiano.

El problema del método se encuentra en la necesidad de establecer una correcta elección del tamaño de la ventana. Al disminuir la ventana, lo hace el tamaño de puntos sobre los que se aplica la FT. Esto origina que se pierda resolución en frecuencia a costa de la mejora de resolución en tiempo. Al tener STFT/WFT una resolución constante para todo rango de frecuencia, una vez elegido el tamaño de la ventana se fija la resolución en frecuencia. Esto provoca que cuando tenemos varias componentes en la misma señal, haya dificultad a la hora de elegir la ventana. Por ejemplo, en el caso de la energización de línea anterior, obtendríamos diferentes resultados según se aplique un tamaño de ventana de 1000 o 100 puntos.

Para ilustrarlo, se tomará la energización de línea definida en la figura III.5, utilizando una ventana de tipo Hamming de 100 y 1000 puntos respectivamente (Oppenheim et al. 1989). El ejemplo se ha desarrollado en Matlab™.

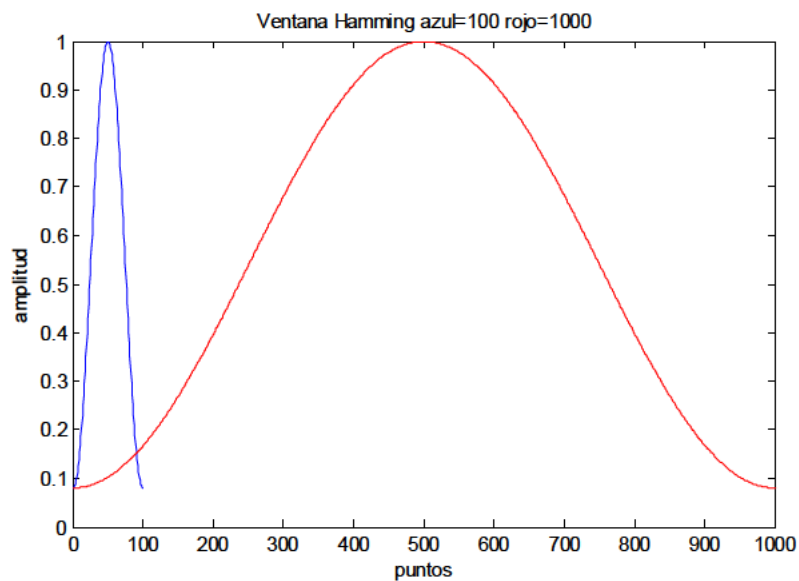


Figura III.8. Ventanas de Hamming utilizadas para analizar una energización de línea.

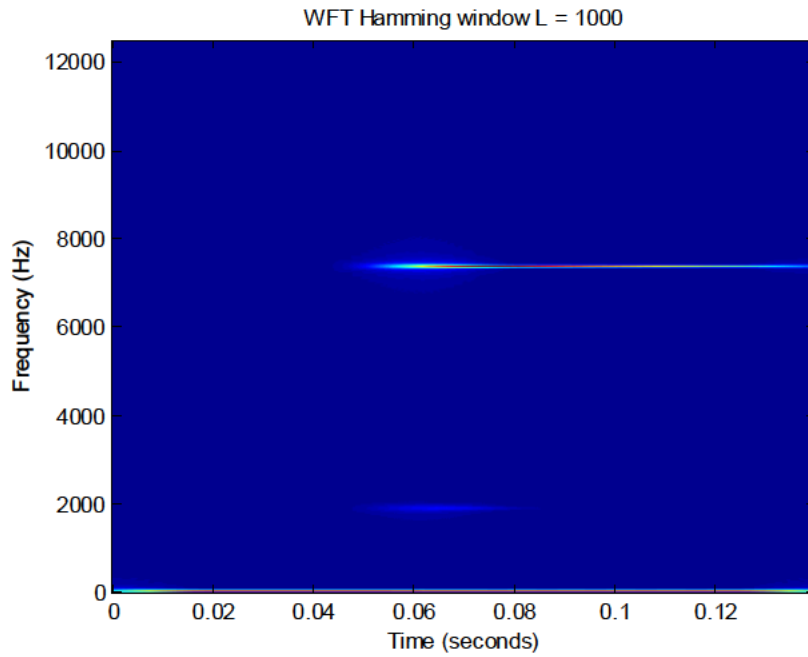


Figura III.9. Mapa de contorno f-t para la ventana Hamming de tamaño 1000 para la energización de línea definida en la figura III.5.

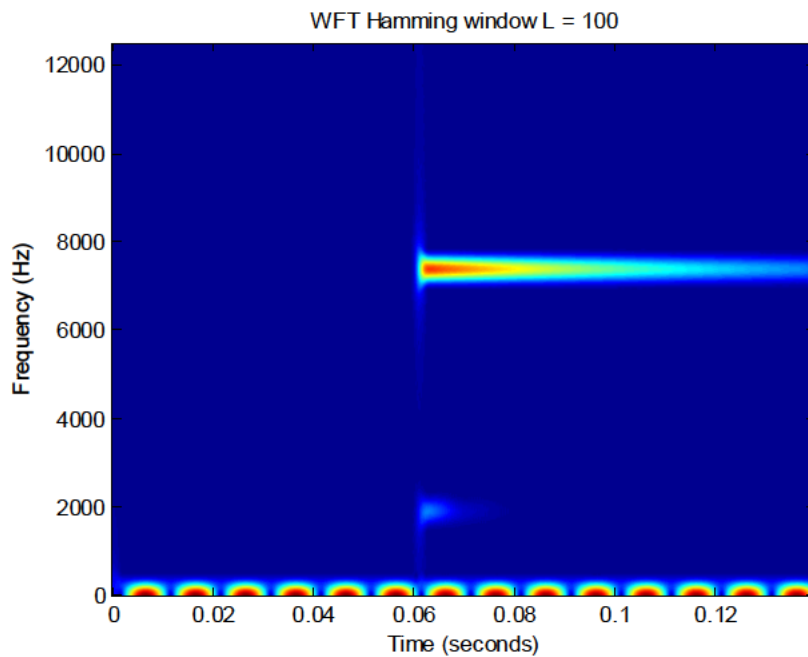


Figura III.10. Mapa de contorno f-t para la ventana Hamming de tamaño 100 para la energización de línea definida en la figura III.5.

Como se observa, si el tamaño de ventana es pequeño la resolución en el tiempo para las componentes de alta frecuencia mejora. Sin embargo, su resolución en frecuencia se ve perjudicada perdiendo precisión, dándose el resultado en bandas de frecuencia muy anchas. Así mismo, una ventana pequeña no permite calcular correctamente la componente de 50Hz al no poderse computar un ciclo completo. Por el contrario, un

tamaño de ventana mayor mejora la resolución en frecuencia, dando con precisión el valor de frecuencia de las componentes, pero a costa de la resolución en el tiempo de las mismas. Como se puede ver en la figura III.9, no se puede ubicar con precisión el inicio del transitorio en 0.06s, si el tamaño de la ventana es muy grande.

En el caso de fenómenos tipo “notching”, el tamaño de ventana debería ser muy pequeño para poder detectar los flancos. Para demostrarlo se ha analizado la señal mostrada en la figura III.3 para dos ventanas Hamming de tamaño 1000 y 5.

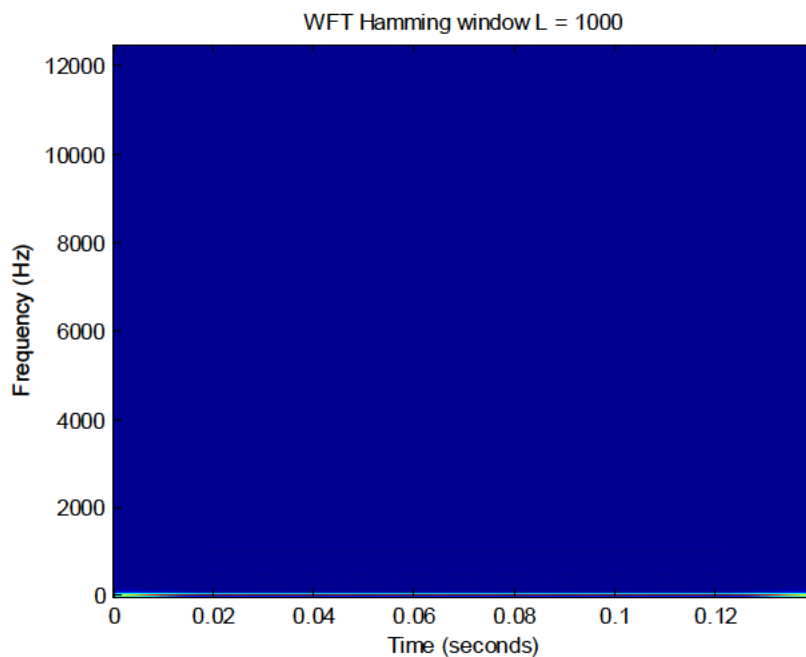


Figura III.11. Mapa de contorno f-t para ventana Hamming de tamaño 1000 en un fenómeno de “notching” sintético (ver figura. III.3). Se observa la componente de 50Hz pero se pierden en resolución las muescas, apareciendo el espectro por encima de los 50Hz totalmente plano.

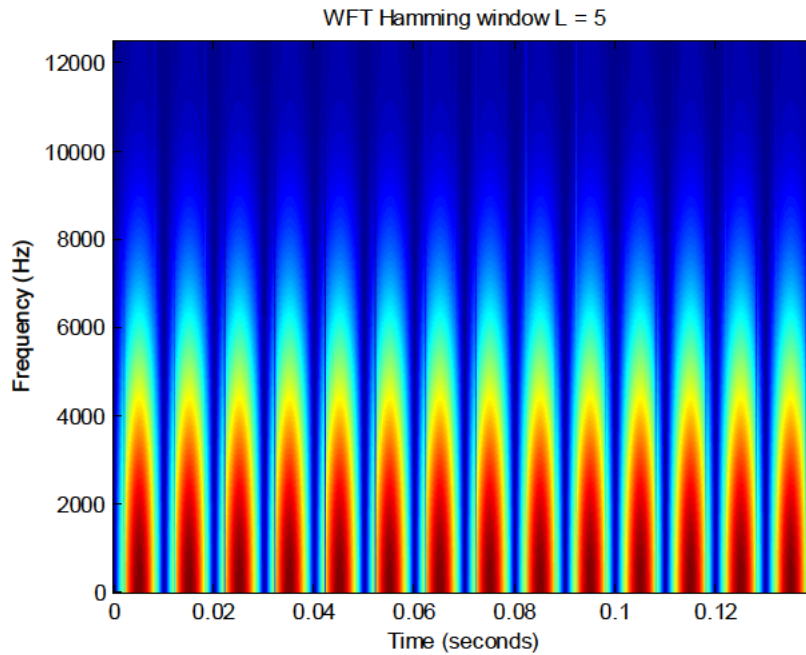


Figura III.12. Mapa de contorno F-t para ventana Hamming de 5 de un fenómeno de “notching” sintético (ver figura III.3). Se aprecia la aparición de las muescas, pero se pierde la componente de 50Hz.

Como se ve en las figuras, si la ventana es grande la FT diluye en su espectro las muescas. Si por el contrario la ventana es pequeña, se obtiene una buena resolución temporal de la repetición de las mismas, pero a costa de la resolución en frecuencia de la componente fundamental que queda totalmente dispersa.

2.4. Aplicaciones

FFT y STFT/WFT han sido utilizadas en la caracterización de perturbaciones del sistema eléctrico de potencia. Por ejemplo, en (Heydt et al. 1999) se aplica WFT como herramienta para clasificar problemas de calidad ante un gran volumen de datos. Intenta solucionarse el problema de la elección del ancho de la ventana partiendo de un tamaño inicial grande e ir reduciéndolo poco a poco según se detecte una perturbación. En la siguiente tabla se muestra el razonamiento de ello.

Tabla III.1. Traducción de las dificultades y soluciones planteadas a la hora de calcular problemas de calidad en el sistema eléctrico de potencia con WFT. Fuente (Heydt et al. 1999) Adaptación.

Cálculo	Síntoma	Soluciones
Identificar la profundidad de la perturbación (hueco)	La profundidad de alguna de las perturbaciones no es identificada de forma precisa cerca del inicio o final de la misma (bordes)	-Hacer la ventana WFFT de menor tamaño - Ignorar el cálculo de los bordes -Descartar los datos de los bordes
Leer la frecuencia de señales armónicas y no armónicas	Los armónicos parecen extenderse (i.e. existen bandas alrededor o cerca de múltiplos enteros de la frecuencia)	-Disminuir el tamaño del paso de tiempo -Ignorar la extensión de la frecuencia en los datos
Selección del tamaño de las ventanas	Difícil de elegir el tamaño de la ventana	-Usar el valor por defecto del programa para aplicaciones de modo general -Usar un tamaño adaptativo para la ventana
Identificación de perturbaciones de corta duración	Pequeñas perturbaciones no detectadas adecuadamente	-Disminuir el tamaño del paso de tiempo -Modificar el algoritmo de ventana ajustable -Replantear la necesidad de identificación de perturbaciones de muy corta duración

Los eventos que son tratados están relacionados fundamentalmente con variaciones del valor eficaz de la tensión o armónicos. Para luego, y en base a ello, estimar las posibles causas de los mismos.

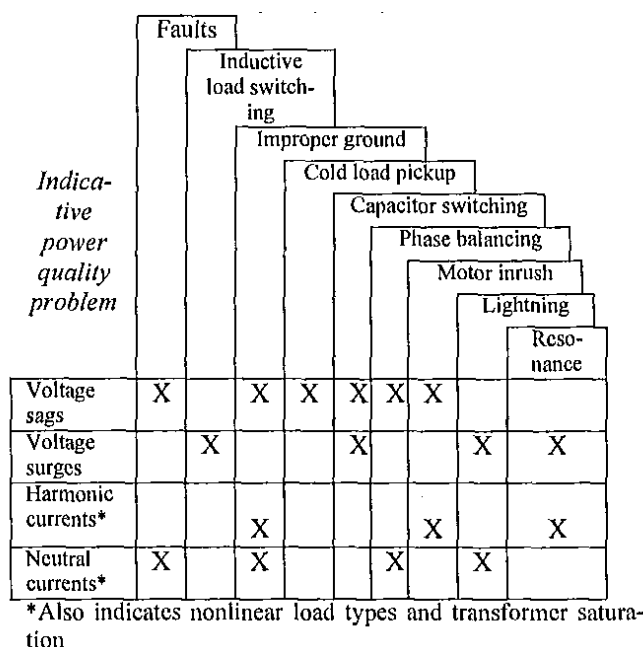


Figura III.13. Aplicación de FFT para problemas de calidad. Fuente (Heydt et al. 1999) Copyright © 1999, IEEE.

2.5. Conclusiones

FFT es una importante herramienta de gran utilidad dentro del análisis de señales discretas. Sin embargo, aunque de utilidad, su aplicabilidad se encuentra limitada por la falta de resolución en el tiempo y el tipo de eventos que es capaz de identificar, dando más una estimación de las posibles causas de una perturbación en función de sus efectos que una identificación inequívoca. FFT será utilizada en la herramienta, de modo complementario, en algunas de las aplicaciones que se mostrarán.

3. La Transformada Wavelet (WT)

3.1. Introducción

Al contrario que la STFT/WFT la transformada wavelet (WT) analiza la señal a diferentes frecuencias con diferentes resoluciones. WT es por tanto, una técnica en ventanas de tamaño variable. En concepto, WT es similar a la FT al descomponer una señal en una serie de funciones básicas, que representan la función como la suma de funciones trasladadas en el tiempo y escaladas en frecuencia llamadas “wavelet”.

El tamaño de la ventana en la WT se ajusta automáticamente para las componentes de baja y alta frecuencia de la señal; pequeñas ventanas para las componentes de alta frecuencia y grandes para las de baja.

Uno de los aspectos más críticos de la WT reside en escoger el tipo de wavelet que más se acerque a la señal que se pretende analizar. Existe una gran variedad de tipos de wavelet, por lo que casi siempre es posible escoger un miembro de una familia que se adapte a nuestra señal (Mallat 1989).

3.2. Transformada Wavelet Continua (CWT)

3.2.1. Definición

La CWT se aplica de un modo muy parecido a la STFT/WFT. Al igual que en la STFT/WFT se multiplica a la señal por una función ventana. En el caso de la CWT se multiplica por una función denominada madre, calculándose la transformación por separado para los distintos segmentos de la señal. Mediante la transformación, la CWT mide el grado de similitud existente, en el grado de contenido en frecuencia, entre la señal

y una serie de funciones trasladadas y escaladas de la función madre. Dicho de otro modo, mide cuantas componentes wavelet a la escala s existen en la señal original en la traslación τ . El resultado de la WT es en modo de coeficientes C , que son función de la escala y traslación.

Dada una función $f(t)$, los coeficientes C se obtendría por:

$$(III.3) \ C(\tau, s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{\tau, s}^*(t) dt = \langle f(t), \psi_{\tau, s}(t) \rangle$$

Siendo $\psi_{\tau, s}$ una función derivada de la wavelet madre aplicando el escalado s y la traslación τ . El * indica que, en el caso de que la wavelet sea compleja, se debe aplicar su conjugado. En base a una función madre se crean una serie de wavelets con la misma forma, pero distintos tamaños y localizaciones temporales.

$$(III.4) \ \psi_{\tau, s} = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad \tau, s \in \mathbb{R}, s \neq 0$$

Siendo ψ una función wavelet (con promedio nulo, centrada en $t = 0$ y de carácter oscilatorio).

Las transformaciones posibles aparecen resumidas en la siguiente tabla:

Tabla III.2. Transformaciones básicas de utilizadas en la transformada wavelet

Traslación	Escala	Traslación y escala
$\psi(t - \tau)$	$\frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t}{s}\right)$	$\frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right)$

Existen diversas funciones madre con características que las hacen más apropiadas según el tipo de aplicación, en la siguiente figura se pueden ver algunas de ellas:

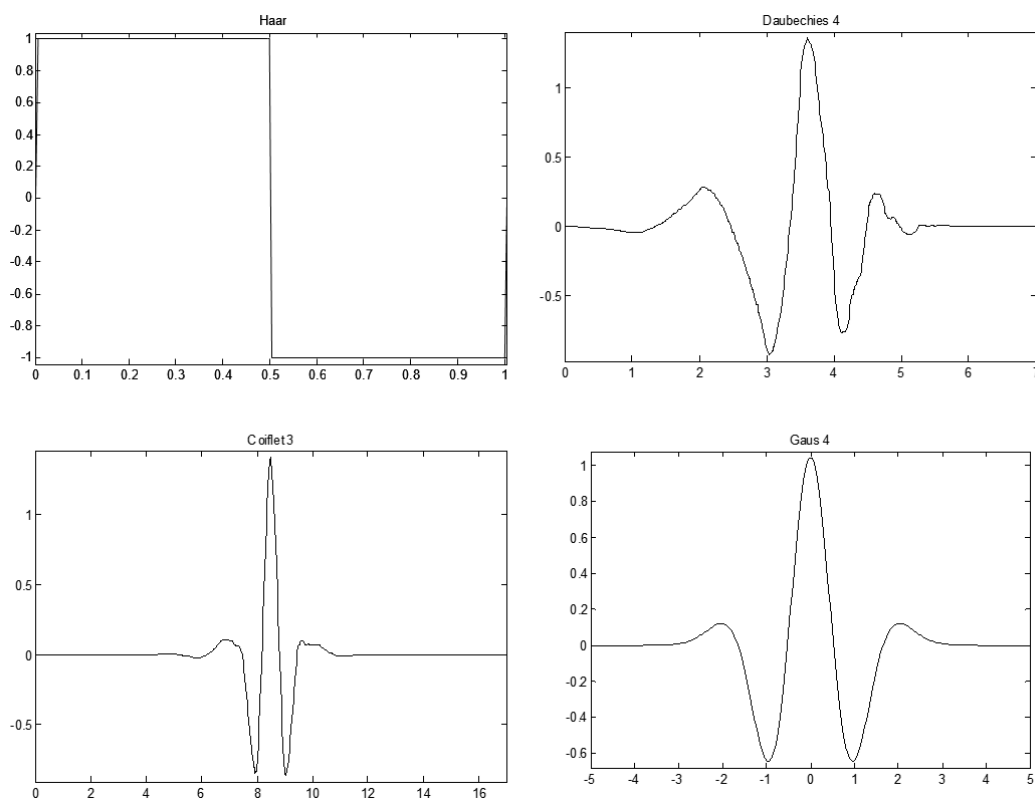


Figura III.14. Representación gráfica de algunas funciones madre wavelet.

Por ejemplo, entre las mostradas: Haar suele ser usada para compresión de imagen y eliminación de ruido; Daubechies es de amplia utilización en la trasformada de wavelet discreta (DWT) para reconocimiento de voz, análisis de señal, y también compresión y eliminación de ruido; Coiflet es similar a Daubechies, pero es más simétrica usándose también para eliminar ruido en imágenes, compresión de señal, etc.; Gaussian se ha utilizado para el análisis de la vibración de máquinas rotativas, eliminación de ruido en señales de sonido etc...

En la siguiente tabla se pueden ver las familias de wavelets más conocidas y su acrónimo.

Tabla III.3. Acrónimo y nombre de las familias wavelet más utilizadas

Acrónimo	Familia wavelet	Nombre Familia wavelet
'haar '		Haar
'db '		Daubechies
'sym '		Symlets
'coif '		Coiflets
'bior '		Biortogonales
'rbio '		Biortogonales inversas
'meyr '		Meyer
'dmey '		Aproximación discreta de Meyer
'gaus '		Gaussiana
'mexh '		Sombrero Mejicano
'morl '		Morlet
'cgau '		Gaussiana compleja

'shan '	Shannon
'fbsp '	Frecuencia B-Spline
'cmor '	Morlet compleja

3.2.2. Traslación y escala

La traslación es similar en concepto al movimiento de la ventana que se realizaba en la STFT/WFT. En el caso de la CWT esta traslación en el tiempo se hace de modo continuo para la wavelet que se utiliza. La siguiente imagen muestra gráficamente el concepto de traslación de la wavelet a lo largo de la señal original.

El parámetro τ especifica la situación en el tiempo de la wavelet.

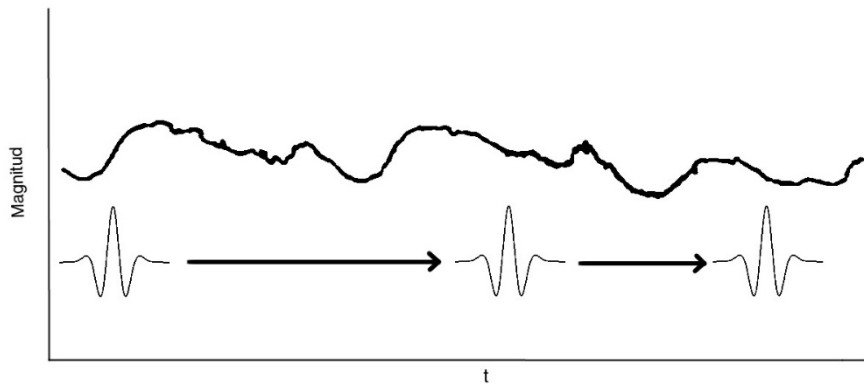


Figura III.15. Representación gráfica de la traslación de una wavelet.

WT utiliza un parámetro de escala s , relacionado con la frecuencia de forma inversa. Mediante el escalado se comprime o dilata la función wavelet madre. Con esta variación, no sólo se modifica la frecuencia de la wavelet, sino también el tamaño de la ventana. El parámetro escala s por tanto representa la información en bandas de frecuencia.

Las escalas grandes (baja frecuencia) corresponden a información global de la señal que cubre gran parte del tiempo de la misma, mientras que las escalas pequeñas (alta frecuencia) cubren información detallada de variaciones de corta duración.

El cálculo de la CWT se realiza mediante la aplicación de la variación de forma discreta de los parámetros de escala s y traslación τ . Los resultados de los coeficientes de esta variación corresponden con la serie wavelet. La WT permite por tanto una diferente resolución para frecuencias altas y bajas. El siguiente esquema muestra gráficamente las diferencias gráficas entre las ventanas de STFT y WT (Merry, Steinbuch 2005).

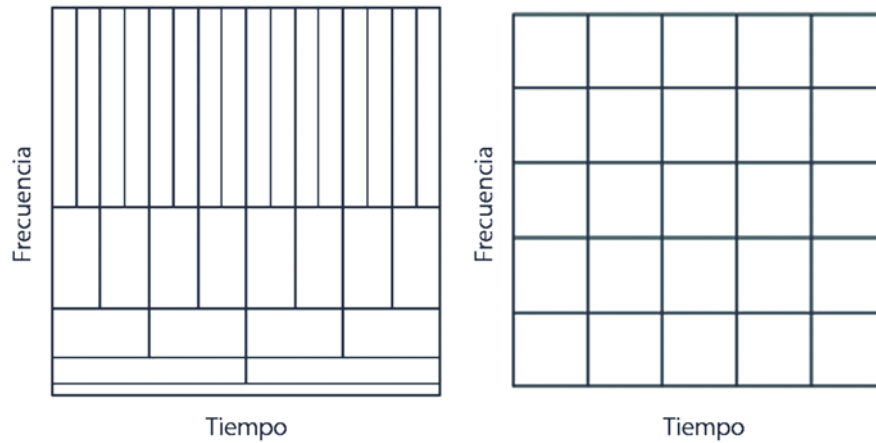


Figura III.16. Ejemplo gráfico de la diferencia entre la resolución en frecuencia-tiempo para CWT (izquierda) y STFT/WFT (derecha).

Como se observa, aunque permite proporcionar una mejor precisión temporal al analizar la señal, conlleva una pérdida de precisión en frecuencia para las bandas de mayor frecuencia. Por el contrario, las bandas de menor frecuencia poseen una mejor precisión en frecuencia a costa de una menor precisión en tiempo.

3.2.3. Ejemplos

En la práctica, a la hora de aplicar la CWT la wavelet madre no puede ser una función continua porque los coeficientes resultantes serían altamente redundantes. Por ello, los parámetros de escala s y traslación τ se utilizan de forma discreta. La discretización se aplica de modo que $s=s_0^j$ y $\tau=k\cdot\tau_0 s_0^j$. Por ejemplo, para $s_0=2$ y $\tau_0=1$, la dilatación y traslación se lleva a cabo de forma diádica. El muestreo de la frecuencia y tiempo se realiza de este modo, lo que permite implementar la transformada mediante el uso de filtros. De este modo la WT se comporta de forma semi-discreta (SWT) y el resultado es una serie de coeficientes que permite la descomposición de la onda.

A la hora de representar los resultados de la CWT se suele hacer con un mapa en color, situando los coeficientes por niveles de detalle correspondientes a las escalas supuestas. Por ejemplo, en el caso de la energización de línea de ejemplos anteriores probando una función madre db4, para una representación en 12 escalas/niveles obtenemos:

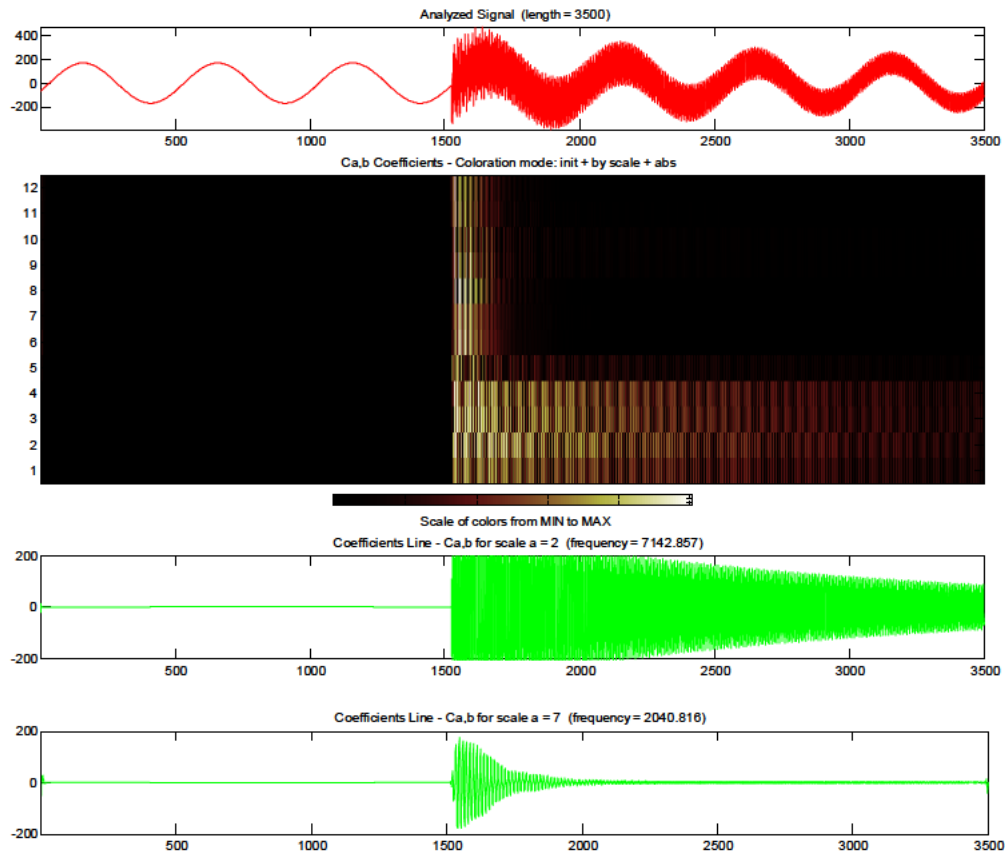


Figura III.17. Representación de la CWT de una energización de línea sintética (ver figura III.5), mediante db4 y 12 escalas. Bajo el mapa de coeficientes se muestra la composición de las escalas predominantes ($a=2$, $a=7$) correspondientes a las componentes más significativas 7.4kHz y las dos alrededor de los 2kHz. Nótese que niveles altos de escala corresponden a baja frecuencia y viceversa.

El principal problema de la CWT está en la necesidad de escoger apropiadamente la onda madre. Si la wavelet madre no se adapta bien a la señal a analizar, el resultado no será bueno. Además, la precisión en frecuencia es menor para las escalas de alta frecuencia. Un mayor número de escalas mejora la representación de los niveles de baja frecuencia pero es similar para las de alta. Por ejemplo, el mismo ejemplo analizado con una haar o con db4 y 64 escalas proporcionaría los siguientes resultados:

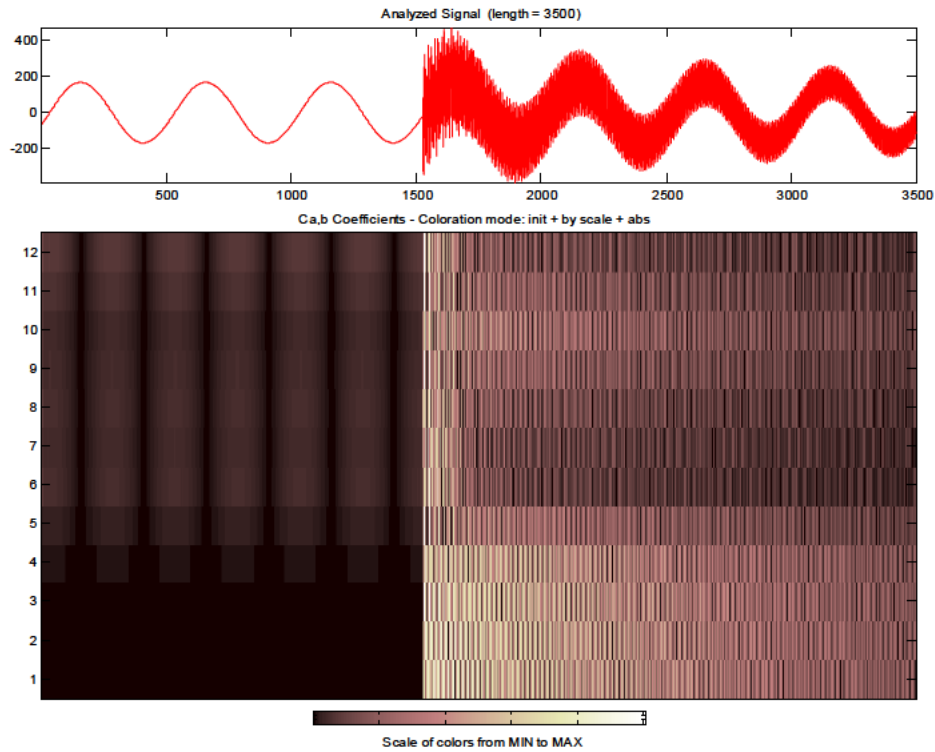


Figura III.18. Representación de la CWT de una energización de línea sintética (ver figura III.5), mediante haar y 12 escalas. Las componentes en frecuencia de 7.4kHz y 2kHz no son correctamente detectadas.

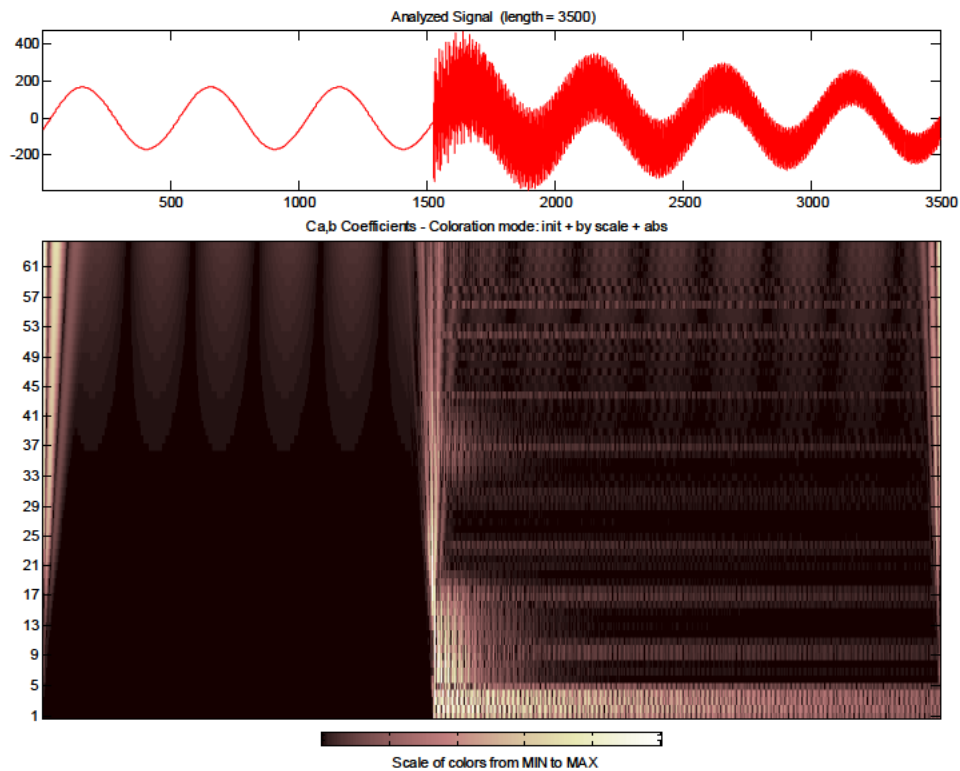


Figura III.19. Representación de la CWT de una energización de línea sintética (ver figura III.5), mediante Db4 y 64 escalas. El mayor número de escalas no mejora la representación de la figura III.17 para las componentes alrededor de 7kHz y 2kHz. Tan sólo se mejora la representación a baja frecuencia.

3.3. Transformada de Wavelet Discreta (DWT)

3.3.1. Definición

Al igual que en la CWT, el escalado y la traslación se realiza de forma diádica ($s=2^j$ y $\tau=2^j \cdot k$). La DWT se implementa mediante un algoritmo de análisis de multiresolución (MRA). El MRA fue introducido por Mallat en 1989 (Mallat 1989) como una manera de examinar las características de una señal a diferentes bandas de frecuencia. La DWT puede calcularse del siguiente modo:

$$(III.5) \ C[j, k] = \sum_{n \in \mathbb{Z}} f[n] \psi_{j,k}[n] = 2^{\frac{-j}{2}} \sum_n f[n] \psi[2^{-j}n - k]$$

Donde:

- C son los coeficientes de la DWT
- $\psi_{j,k}$ es una función base discreta definida por:

$$(III.6) \ \psi_{j,k}[n] = 2^{\frac{-j}{2}} \cdot \psi[2^{-j}n - k]$$

j y k son números enteros correspondientes a los saltos en la discretización para la escala y la traslación.

Basándose en la consideración de que la wavelet madre y sus versiones escaladas pueden comportarse, en el dominio de la frecuencia, como filtros pasa banda, el MRA puede ser usado eficientemente por software para mediante la combinación de dos filtros, paso alto y paso bajo, descomponer la señal en componentes de alta y baja frecuencia.

Esta observación se clarifica matemáticamente al observar la similitud entre la estructura matemática de la ecuación (III.5) y la ecuación general de la respuesta a un impulso (Finite Impulsive Response FIR) de filtros digitales (Oppenheim et al. 1989):

$$(III.7) \ y(n) = \frac{1}{c} \sum_n f[n] h[n - k]$$

Donde:

$h[n - k]$ es el impulso de respuesta del filtro FIR

3.3.2. Ejemplos

Aplicando DWT a la energización de línea analizada en puntos anteriores resulta, si se realiza una descomposición de 5 niveles de detalle para una onda madre db4:

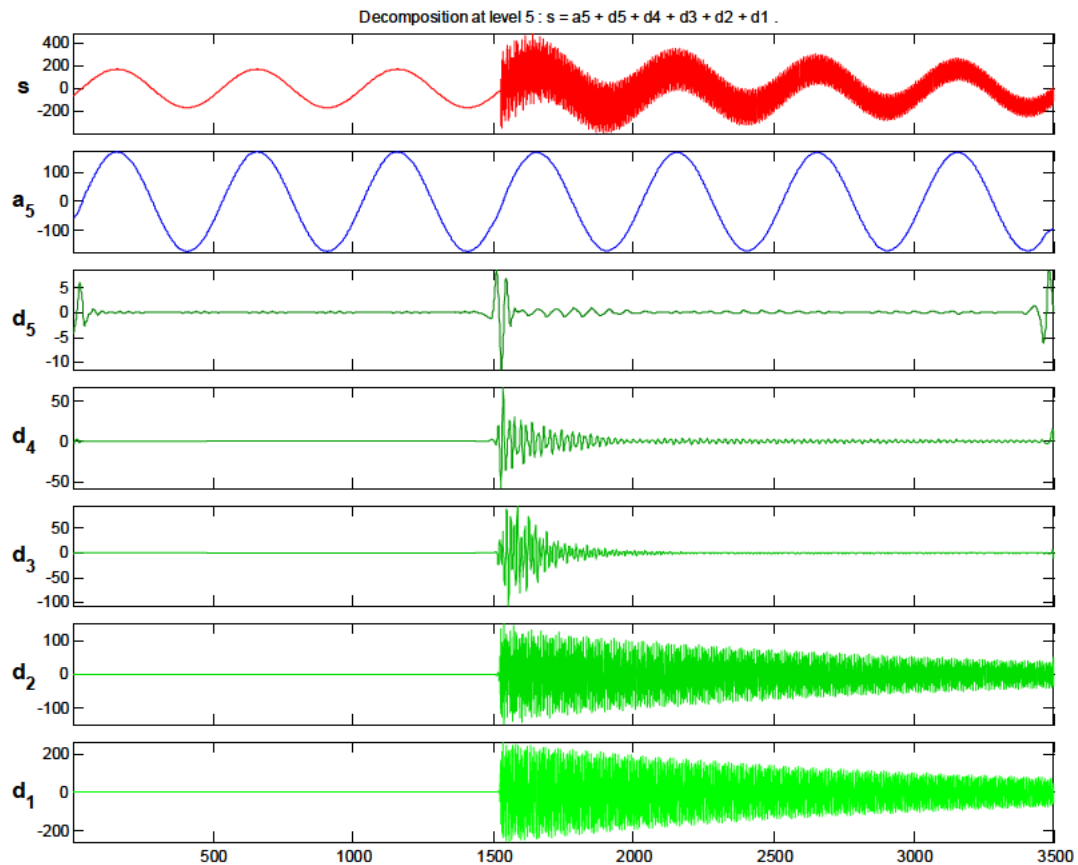


Figura III.20. Descomposición DWT con db4 mediante 5 niveles de detalle para una energización de línea sintética (ver figura III.5).

Con un mapa de coeficientes:

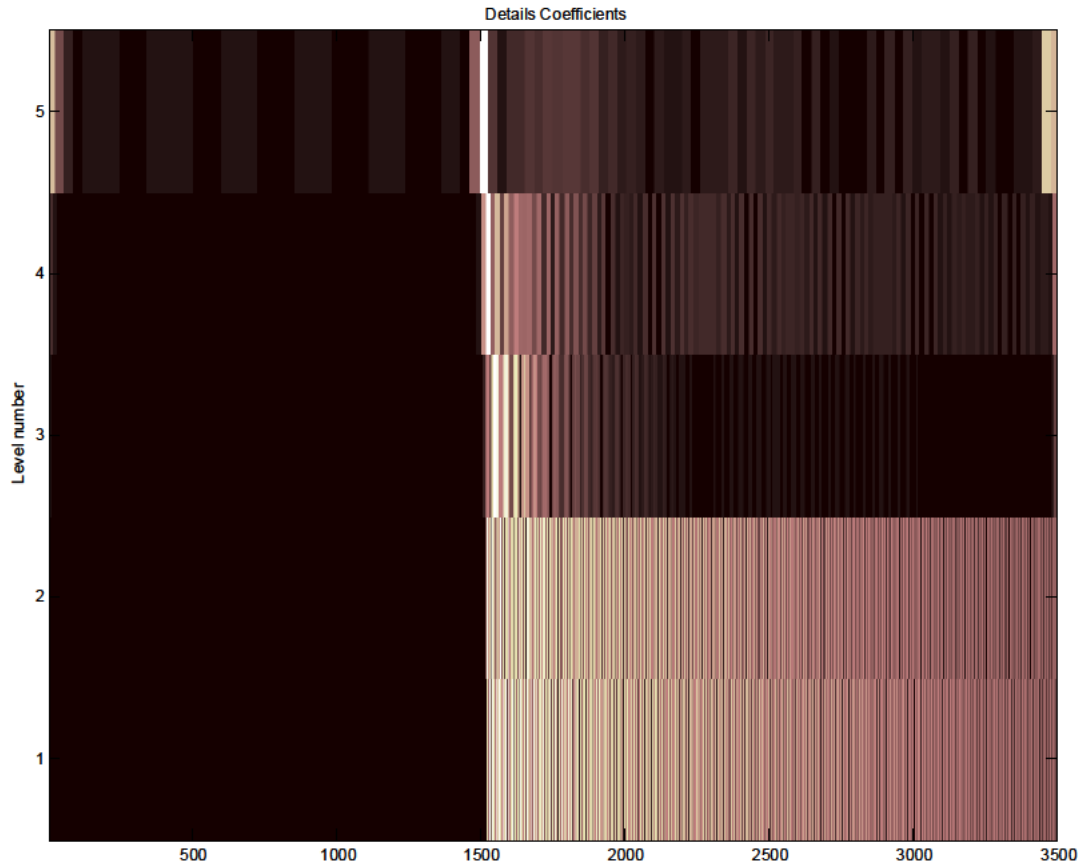


Figura III.21. Representación de la DWT de una energización de línea sintética (ver figura III.5), mediante db4 y 5 niveles. Las componentes de frecuencia: 7.4kHz, 2kHz y 1.9kHz se distribuyen en varios niveles.

Aunque la DWT permite una descomposición por bandas de la señal, esta descomposición no se ajusta de modo general a las componentes reales que contiene. Esto hace que para la caracterización de transitorios oscilatorios pueda verse limitada al no poder indicar con precisión los valores de frecuencia de las componentes del transitorio, distribuyendo las componentes en los diferentes niveles.

3.4. Aplicaciones

El uso de la WT es muy variado, desde aplicaciones en ingeniería, medicina o financieras. Por ejemplo:

- Resolución de ecuaciones diferenciales ordinarias (Sweldens 1994).
- Resolución de ecuaciones diferenciales parciales (Cruz et al. 2001).
- Compresión de audio (Strang, Nguyen 1996).
- Reconocimiento de voz (Favero 1994).

- Compresión de imagen y video (Grgic et al. 2001, Van Nevel 1997, Usevitch 2001).
- Eliminación de ruido (Schremmer et al. 2001).
- Reconocimiento de huellas (Bradley, Brislawn 1994).
- Detección de movimiento y posicionamiento (Subramaniam et al. 1999).

En cuanto a aplicaciones relacionadas con calidad en el sistema eléctrico de potencia en (Morsi, El-Hawary 2007) se utiliza DWT para definir las características de ciertos tipos de transitorios. En el artículo se reformulan las definiciones contenidas en el IEEE Standard 1459–2000 (IEEE std 1459-2000 2000), actual (IEEE std 1459-2010 2010), pasándolas del dominio de la frecuencia al dominio del tiempo-frecuencia. Dicho cambio se muestra mediante dos ejemplos numéricos.

En (Jaehak Chung et al. 2002) se utiliza la descomposición mediante wavelets, para clasificar e identificar en combinación con modelos ocultos de Markov (HMM) (Ghahramani, Jordan 1997) distintos eventos: huecos, interrupciones, conexión rápida de condensadores, conexión normal de condensadores, impulsos...

En (Reaz et al. 2007) se utiliza DWT en combinación con redes artificiales neuronales (ANN) para la clasificación e identificación de perturbaciones electromagnéticas relacionadas con variaciones del valor eficaz de tensión o corriente.

3.5. Conclusiones

WT mejora las características de la FT al permitir definir la señal en frecuencia-tiempo. Es una técnica probada en este campo y con gran éxito en su aplicación para la caracterización e incluso clasificación de señales. Sin embargo, su dependencia de la función madre elegida y la pérdida de resolución en tiempo o frecuencia debido a su escalado diádico, limita su precisión a la hora de definir las componentes que contiene una señal de forma genérica.

4. Transformada S (ST)

4.1. Transformada S continua (CST)

La transformada S es una modificación de la CWT, basada en una función Gaussiana corregida mediante un factor de fase (Stockwell et al. 1996):

$$(III.8) \quad S(\tau, f) = e^{j2\pi f\tau} C(\tau, s)$$

De este modo la wavelet madre se define por:

$$(III.9) \quad \psi(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi f t}$$

Siendo el parámetro de escala $s=1/f$. La wavelet anterior no cumple la condición de media nula, por lo que la ecuación (III.8) no es una CWT realmente.

Combinando (III.8) Y (III.9) con (III.3) queda la ST como:

$$(III.10) \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi f t} dt$$

Al ser la ST una representación del espectro local, promediando el valor local del espectro a lo largo del tiempo se puede obtener el espectro de Fourier ($X(f)$) como:

$$(III.11) \quad X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) d\tau$$

A partir de lo cual se puede obtener la señal $x(t)$ mediante transformada inversa:

$$(III.12) \quad x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) d\tau \right\} e^{j2\pi f t} df$$

La ST permite obtener una definición de la frecuencia instantánea (IF) para señales (Bracewell 1986). Por ejemplo, la función correspondiente de la ST (III.10) para una determinada frecuencia f_I nos da una función unidimensional dependiente de τ denominada voz (Stockwell et al. 1996). La voz de la frecuencia f_I sería por ejemplo:

$$(III.13) \quad S(\tau, f_I) = A(\tau, f_I) e^{j\phi(\tau, f_I)}$$

Al ser dicha voz una componente específica, se puede definir su frecuencia instantánea a partir de la siguiente ecuación en base a la fase (ϕ) de la misma (Bracewell 1986):

$$(III.14) \quad IF(\tau, f_1) = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial}{\partial t} \{2\pi f_1 \tau + \phi(\tau, f_1)\}$$

La ST puede definirse en función del espectro de Fourier $X(f)$ de $x(t)$ como:

$$(III.15) \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} X(\alpha + f) e^{\frac{-2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} e^{j2\pi \alpha \tau} d\alpha \quad f \neq 0$$

La discretización de la fórmula anterior se utiliza para calcular la transformada S discreta como veremos en el punto siguiente.

4.2. Transformada S discreta (DST)

Dada una señal discreta $x(kT)$ con $k=0,1,\dots,N-1$, muestreada a intervalos T de una señal continua $x(t)$ su DFT vendría dada por:

$$(III.16) \quad X\left(\frac{n}{NT}\right) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k \cdot T) \cdot e^{\frac{-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot k \cdot n}{N}} \quad 0 \leq n \leq N-1$$

Cada vector base de la DFT se divide en N vectores localizados por el producto, elemento a elemento, con las N funciones Gaussianas; de tal modo que la suma de esos N vectores da el vector original. La transformada S discreta (DST) de la señal muestreada $x(kT)$ se puede obtener cambiando f por n/NT y τ por rT :

$$(III.17) \quad S\left(rT, \frac{n}{NT}\right) = \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m+n}{NT}\right) \cdot e^{\frac{-2 \cdot \pi^2 \cdot m^2}{n^2}} \cdot e^{\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot m \cdot r}{N}} \quad 0 \leq m, n, r \leq N-1$$

Para la voz correspondiente a $n=0$ la transformada nos daría la constante:

$$(III.18) \quad S(rT, 0) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m}{NT}\right)$$

La ecuación anterior determina la constante promedio de la serie temporal en la voz de frecuencia cero, lo que permite calcular la inversa de la transformación mediante la siguiente ecuación:

$$(III.19) \quad x(kT) = \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S\left(rT, \frac{n}{NT}\right) \right\} e^{\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot n \cdot k}{N}}$$

4.3. Ejemplos

Para testear la transformada S se ha utilizado el código realizado por Robert Glenn Stockwell para Matlab (Stockwell et al. 1996). Por ejemplo, la onda de energización de

línea tratada en apartados anteriores con componentes obtendría un espectro como el mostrado en la siguiente figura:

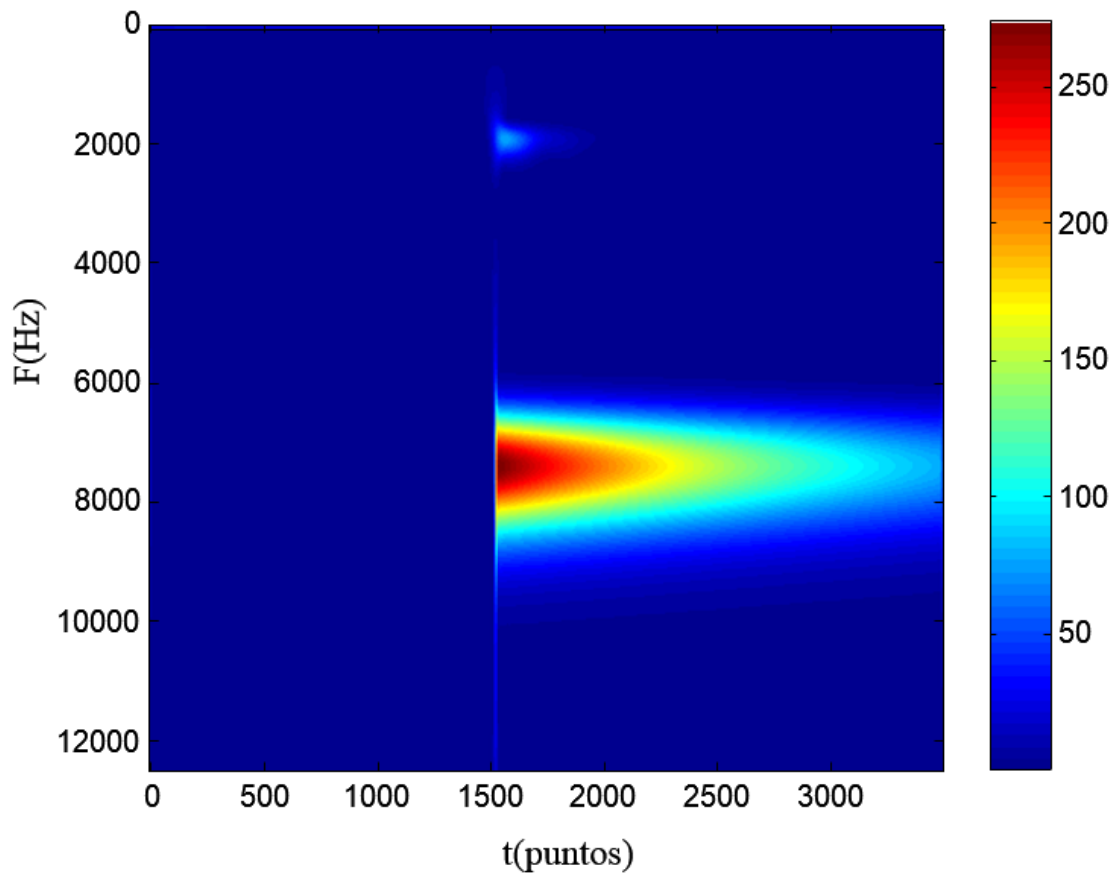


Figura III.22. Representación de la ST de una energización de línea sintética (ver figura III.5).

Como se puede observar el resultado es bastante bueno en frecuencia y tiempo, detectando la frecuencia de 7.4kHz y las que se encuentran en 1.9kHz y 2kHz. Nótese, que al depender el tamaño de la ventana gaussiana de la inversa de la frecuencia, las componentes de alta frecuencia muestran una peor resolución en frecuencia, ancho de banda mayor, que las de menor valor, lo que hace que se pierda resolución para dichas componentes.

En el caso de las muescas (notching/glitches), también se obtiene un buen resultado al tener buena resolución en el tiempo.

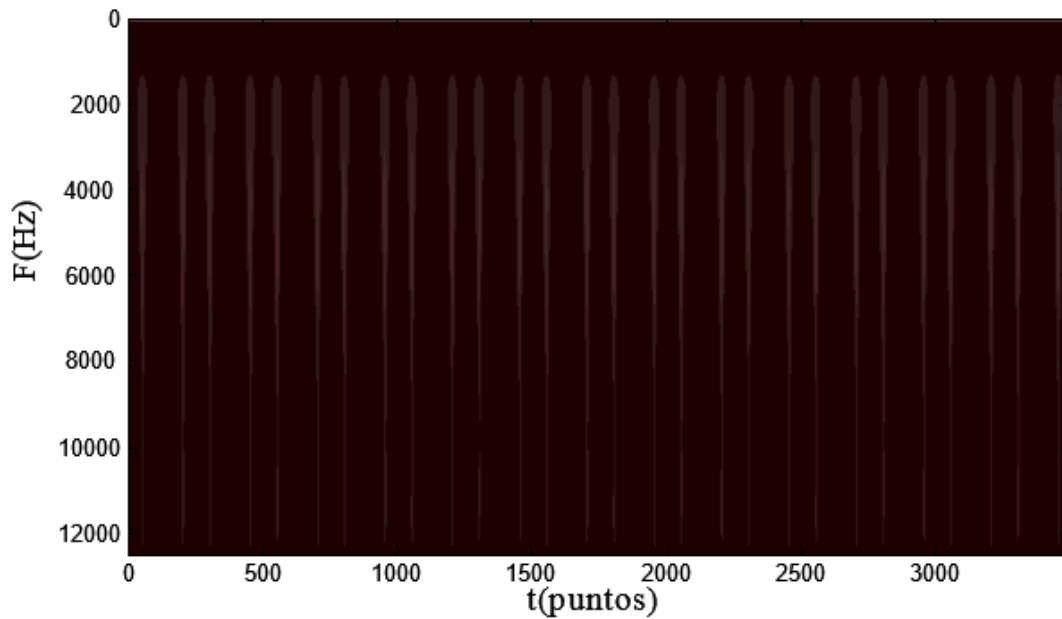


Figura III.23. Representación de la ST de un fenómeno de notching/glitches (ver figura III.3).

4.4. Aplicaciones

En (Dash et al. 2003) la ST se utiliza para el análisis de calidad del suministro. Para ello se utilizan las gráficas f - t para analizar distintos eventos tales como: huecos, swells, distorsiones armónicas, fluctuaciones de tensión, desequilibrios, transitorios oscilatorios, e interrupciones de corta duración.

En (Lee, Dash 2003) se utiliza de un modo similar la ST, pero se añade la identificación mediante el uso de distintas redes neuronales a partir de los datos de desviación típica y un factor de amplitud obtenidos a partir de la representación f - t de la ST.

En (Chilukuri, Dash 2004) se utiliza la ST para identificar distintos eventos de calidad de potencia como huecos, swells, notches, fluctuaciones de tensión, interrupciones, armónicos de tensión y conexiones de línea. En el artículo se utilizan técnicas de lógica difusa para identificación de los eventos a partir de los valores de desviación típica, factor de amplitud, instante en el que ocurre el evento y duración del mismo obtenidos a partir de la representación f - t de la ST.

4.5. Conclusiones

La dependencia de la inversa de la frecuencia de la ventana Gaussiana le permite obtener un mejor resultado que las ventanas fijas que se aplican en STFT. Así mismo, la fase de

la ST permite obtener información más precisa en frecuencia respecto a CWT, dando la posibilidad de definir la frecuencia instantánea en función de la fase obtenida por la transformada. Sin embargo, ST al aplicarse a señales discretas tiene el mismo problema que WT al depender la resolución de la frecuencia del tamaño de la ventana de forma inversa. Debido a que se necesita aplicar DFT para la obtención de la transformada discreta, las ventanas pequeñas utilizadas para obtener las componentes de alta frecuencia tienen pocos puntos, obteniéndose por tanto la transformada con una menor resolución para componentes de alta frecuencia que para las de baja que poseen mayor número de puntos y por tanto mejor resolución. A pesar de ello, ST permite definir una frecuencia instantánea, lo que la hace una buena alternativa para el estudio que se realiza en esta tesis. En el siguiente capítulo se verá la transformada matemática sobre la que se basará principalmente el trabajo de este documento, la transformada de Hilbert, la cual también permite definir la frecuencia instantánea al igual que ST.

Capítulo IV. LA TRANSFORMADA DE HILBERT

Índice capítulo

1.	Introducción.....	IV-1
2.	La transformada de Hilbert (HT).....	IV-1
3.	Magnitudes instantáneas de una señal	IV-2
3.1.	Introducción	IV-2
3.2.	La frecuencia instantánea ($f(t)$ o IF)	IV-2
3.3.	La amplitud instantánea ($a(t)$).....	IV-7
4.	Espectro de Hilbert (HSA)	IV-9
5.	Transformada de Hilbert-Huang (HHT).....	IV-13
5.1.	Introducción	IV-13
5.2.	La Descomposición Empírica Modal (EMD)	IV-13
5.3.	Problemas de la Descomposición Empírica Modal.	IV-17
5.3.1.	Introducción.....	IV-17
5.3.2.	Tipo de interpolación.....	IV-17
5.3.3.	Efectos de borde	IV-18
5.3.4.	Efecto del tamaño de muestreo.....	IV-19
5.3.5.	Valores umbral para el criterio de IMF	IV-20
5.3.6.	Mezcla de tonos.....	IV-21
5.4.	Mejoras propuestas en la bibliografía al algoritmo EMD.....	IV-23
5.4.1.	EMD con máscaras	IV-23

5.4.2.	Demodulación.....	IV-28
5.4.3.	Redefinición de las funciones IMF “Redefined EMD” (R-EMD) y “Targeted-EMD” (T-EMD).....	IV-31
5.4.4.	Otras mejoras en el proceso de EMD	IV-35
5.5.	Aplicaciones.....	IV-38
5.5.1.	Aplicación a calidad de potencia	IV-39
5.5.2.	Oscilaciones interárea.....	IV-40
5.5.3.	Aplicación a máquinas eléctricas	IV-48
5.5.4.	Cuadro resumen	IV-55
5.6.	Conclusiones.....	IV-55

1. Introducción

En este capítulo se tratará en profundidad la transformada matemática utilizada para la herramienta desarrollada en esta tesis, la transformada de Hilbert (HT). La principal utilidad que presenta es la de poder definir una señal analítica con módulo y fase, similar a la voz de ST. Esto permite definir magnitudes instantáneas de la señal como son la amplitud y frecuencia que también serán analizadas detalladamente en este capítulo. Así mismo, se estudiarán las mejoras establecidas para ella en la bibliografía y sus problemas asociados: Descomposición Empírica Modal (EMD), uso de máscaras o demodulación.

2. La transformada de Hilbert (HT)

La HT fue desarrollada por el matemático David Hilbert a principios del siglo XX. HT se define en el dominio del tiempo como una convolución entre $1/(\pi t)$ y la función $x(t)$ (Saff, Snider 1976).

$$(IV.1) H[x(t)] = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau$$

Donde PV representa el valor principal de la integral singular. Una definición matemática más completa puede verse en (Hahn 1996). La HT correspondiente a las funciones más habituales se presenta en la siguiente tabla (Poularikas 2010):

Tabla IV.1. HT de las funciones más habituales.

Señal	$x(t)$	Transformada Hilbert $H[x(t)]$
Seno	$\text{sen}(\omega t)$	$-\cos(\omega t)$
Coseno	$\cos(\omega t)$	$\text{sen}(\omega t)$
Función característica:	$X_{[a,b]}(t)$	$\frac{1}{\pi} \ln \left \frac{t-a}{t-b} \right $
Exponencial	$e^{j\omega t}$	$-j \text{sgn}(\omega) e^{j\omega t}$
Triángulo	$\begin{cases} 1 - \frac{ t }{a}, & t \leq a \\ 0, & t > a \end{cases}$	$\frac{-1}{\pi} \left\{ \ln \left \frac{t-a}{t+a} \right + \frac{t}{a} \ln \left \frac{t^2}{t^2 - a^2} \right \right\}$
Constante	a	0
Serie de Fourier	$X_0 + \sum_{n=1}^{\infty} X_n \cos(n\omega t + \varphi_n)$	$\sum_{n=1}^{\infty} X_n \text{sen}(n\omega t + \varphi_n)$
Cualquier función periódica	$x_T = \text{función de generación}$ $x_T(t) \cdot \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(t - kT)$	$x_T(t) \cdot \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \cot \left[\frac{\pi}{T} (t - kT) \right]$

3. Magnitudes instantáneas de una señal

3.1. Introducción

A la hora de analizar las características de una señal, éstas se definen usualmente por su valor de amplitud y contenido en frecuencia. En el caso de señales estacionarias o cuasi-estacionarias estos valores son constantes. Sin embargo, como hemos visto en el capítulo II, los eventos electromagnéticos o las variaciones de la curva de demanda objeto de estudio de esta tesis no siempre tienen un carácter estacionario. Una de las principales ventajas que proporciona la HT es la posibilidad de definir valores instantáneos para frecuencia y amplitud. En este capítulo analizaremos las propiedades de estos valores instantáneos, valores que nos permitirán definir las características de las señales a analizar.

3.2. La frecuencia instantánea ($f(t)$ o IF)

El concepto de frecuencia instantánea es controvertido sobre todo para el caso de señales no estacionarias. En 1937 Carson y Fry (Carson, Fry 1937) introdujeron el concepto de frecuencia variable en el contexto de la teoría de circuitos y la aplicaron al concepto de señales de frecuencia modulada (FM). Concretamente, dada una señal de FM:

$$(IV.2) \quad x(t) = e^{j(\omega_0 t + \lambda \int_0^t m(t) dt)}$$

Donde

- $\omega_0 = 2\pi f_0$ es una frecuencia portadora de valor constante
- λ es un parámetro real correspondiente al índice de modulación
- $m(t)$ es la señal de baja frecuencia que se transmite.

Se define la frecuencia angular instantánea como:

$$(IV.3) \quad \Omega(t) = \omega_0 + \lambda m(t)$$

Y la frecuencia instantánea cíclica como:

$$(IV.4) \quad f(t) = f_0 + \frac{\lambda}{2\pi} m(t)$$

En cierto modo, el concepto de frecuencia instantánea es una generalización de la definición de la frecuencia constante; es decir, la variación del ángulo de fase con el tiempo.

En 1946 Van der Pol (van der Pol 1946) abordó el problema de la formulación de la frecuencia instantánea a partir de la expresión más simple de movimiento armónico:

$$(IV.5) \quad x(t) = a \cdot \cos(2\pi f t + \theta)$$

Donde:

- a es la amplitud
- f la frecuencia de oscilación
- θ es la constante de fase y el argumento de la función coseno, i.e. $(2\pi f t + \theta)$ representa la fase instantánea $\varphi(t)$.

En el artículo de Van der Pol se define la modulación de la amplitud mediante la dependencia del tiempo de la amplitud a :

$$(IV.6) \quad a(t) = a_0[1 + \mu \cdot g(t)]$$

O la modulación de fase mediante la variación de θ :

$$(IV.7) \quad \theta(t) = \theta_0[1 + \mu \cdot g(t)]$$

Siendo en uno u otro caso $g(t)$ la función de modulación. La fase instantánea como argumento de la función coseno quedaría como:

$$(IV.8) \quad \varphi(t) = 2\pi f t + \theta(t)$$

Van der Pol sostiene que sería erróneo considerar la frecuencia instantánea como:

$$(IV.9) \quad f(t) = f_0[1 + \mu \cdot g(t)]$$

Ya que daría lugar a inconsistencias físicas en el caso de modulación de fase. Por ello, indica que la formulación del movimiento armónico debería ser:

$$(IV.10) \quad x(t) = a \cdot \cos\left(\int_0^t 2\pi \cdot f(t) \cdot t \cdot dt + \theta\right)$$

Siendo el argumento de la función coseno la fase instantánea $\varphi(t)$. De este modo se define la frecuencia instantánea como:

$$(IV.11) \quad f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt}$$

Expresión que sigue definiendo la frecuencia instantánea como la variación del ángulo de fase con respecto al tiempo. Por ejemplo, para una onda sinusoidal de 300Hz se obtendría:

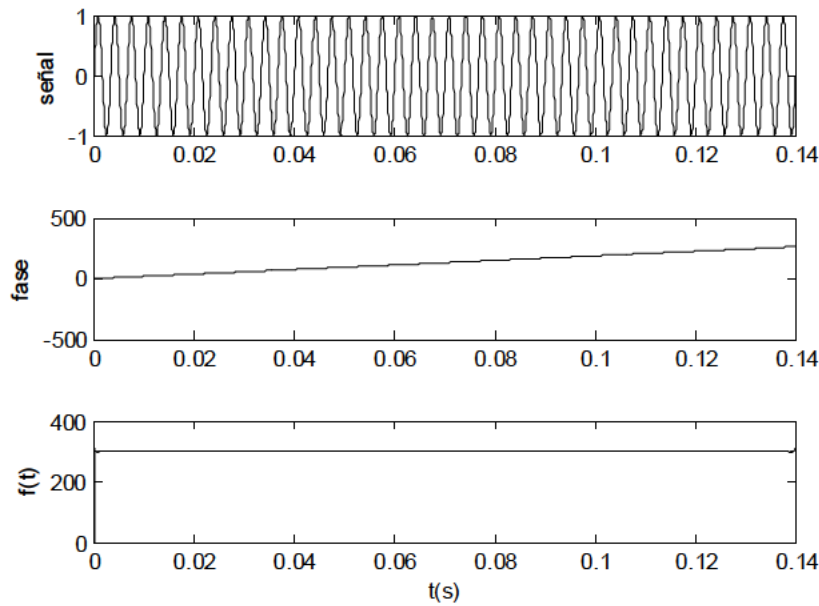


Figura IV.1. Representación gráfica de las fases instantáneas $\varphi(t)$ y frecuencias instantáneas $f(t)$ para una señal sinusoidal $f(t) = \text{sen}(2 \cdot \pi \cdot 300 \cdot t + 0)$.

Otro importante paso en el estudio de la frecuencia instantánea se realizó por Gabor (Gabor 1946a, Gabor 1946b) cuando propuso un método para la obtención de una señal compleja a partir de una señal real. El método consistía en calcular la FT de la señal real y tras eso suprimir las amplitudes correspondientes a frecuencias negativas y multiplicar las amplitudes de frecuencias positivas por dos. Esto es equivalente a aplicar el siguiente procedimiento en el dominio del tiempo, que permite definir la señal analítica compleja $z(t)$ a partir de una señal real $x(t)$ mediante el uso de la transformada de Hilbert (HT). Por ejemplo, si consideramos una señal $x(t) = a(t) \cdot \cos(\varphi(t))$:

$$(IV.12) \quad z(t) = x(t) + jH[x(t)] = a(t) \cdot e^{j\varphi(t)}$$

La señal $x(t)$ y su HT se suponen en cuadratura. A partir de la señal analítica compleja $z(t)$ se pueden definir los momentos centrales de la frecuencia de la señal como:

$$(IV.13) \quad f^n = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f^n |Z(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{+\infty} |Z(f)|^2 df}$$

Más tarde en el 1948 J. Ville (Ville 1948) unificó los trabajos de Carson y Fry con Gabor para definir la frecuencia instantánea de una señal como:

$$(IV.14) \quad f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} [\arg(z(t))]$$

Utilizando la expresión promedio de la frecuencia de Gabor, Ville demostró que el momento de primer orden de la frecuencia del espectro de la señal coincidía con el momento de primer orden de la frecuencia instantánea:

$$(IV.15) \quad \hat{f}(Z(f)) = \hat{f}(z(t))$$

Siendo:

$$(IV.16) \quad \hat{f}(Z(f)) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f |Z(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{+\infty} |Z(f)|^2 df}$$

$$(IV.17) \quad \hat{f}(z(t)) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f |z(t)|^2 dt}{\int_{-\infty}^{+\infty} |z(t)|^2 dt}$$

A partir de estos resultados, Ville definió una distribución de la señal en función del tiempo y la frecuencia conocida como la distribución de Wigner-Wille (WWD)

$$(IV.18) \quad W(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$

Siendo el primer momento de la WWD respecto de la frecuencia igual a la frecuencia instantánea $f(t)$:

$$(IV.19) \quad f(t) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f \cdot W(t, f) df}{\int_{-\infty}^{+\infty} W(t, f) df}$$

Mandel (Mandel 1974) sostuvo posteriormente que la única relación existente entre el espectro de Fourier y la frecuencia instantánea es esa (que la frecuencia promedio del espectro de la señal coincide con el promedio de la frecuencia instantánea). Para ilustrarlo tomó la señal:

$$(IV.20) \quad z(t) = a_1 e^{(j\omega_0 - \frac{\Delta\omega}{2})t} + a_2 e^{(j\omega_0 + \frac{\Delta\omega}{2})t}$$

Cuya fase sería:

$$(IV.21) \quad \varphi(t) = \tan^{-1} \frac{(-a_1 + a_2) \sin\left(\frac{\Delta\omega}{2}t\right)}{(a_1 + a_2) \tan\left(\frac{\Delta\omega}{2}t\right)}$$

Que tras derivar utilizando la expresión en la ecuación (IV.14) nos daría una frecuencia instantánea $f(t)$:

$$(IV.22) \quad f(t) = f_0 + \frac{\Delta f}{2} \frac{-a_1^2 + a_2^2}{a_1^2 + a_2^2 + 2a_1a_2 \cos \Delta\omega t}$$

El espectro de Fourier de la señal analítica $Z(f)$ nos da dos componentes simétricas respecto a f_0 , mientras que la frecuencia instantánea $f(t)$ nos da una forma de onda asimétrica con picos hacia arriba si $a_2 > a_1$ y hacia abajo si $a_2 < a_1$. Por ejemplo, para una señal con $f_0 = 300\text{Hz}$, $\frac{\Delta\omega}{2} = 50\text{Hz}$, $a_1 = 3$ y $a_2 = 5$. Obtendríamos un espectro de Fourier y frecuencia instantánea:

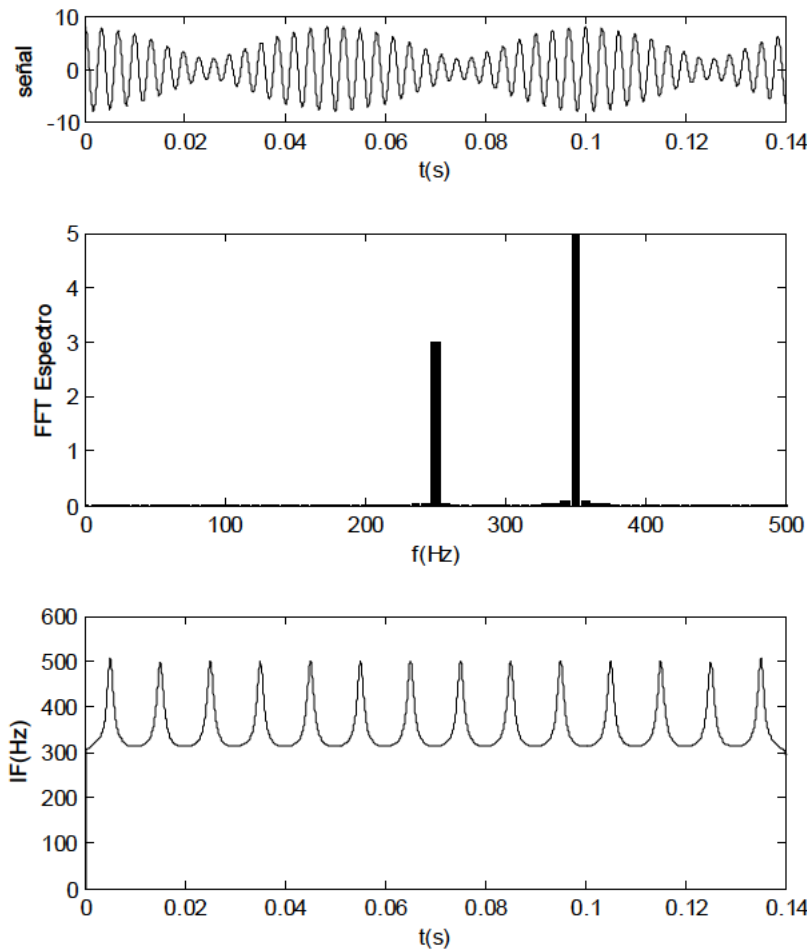


Figura IV.2. Espectro de FFT y frecuencia instantánea (IF) de una señal con $f_0 = 300\text{Hz}$, $\frac{\Delta\omega}{2} = 50\text{Hz}$ y amplitudes $a_1 = 3$ y $a_2 = 5$.

Para Mandel la frecuencia instantánea y las frecuencias de Fourier representan distintas propiedades de la señal, siendo más apropiada una u otra en función de la naturaleza de la misma. Como probaremos más adelante (véase capítulo V.2), se sigue pudiendo establecer una relación entre frecuencia instantánea y el espectro FFT aunque no sea la establecida por Gabor.

Sin embargo, la señal analítica no siempre se compone de funciones en cuadratura. Para que se cumpla esto, es necesario que se cumpla el teorema de Bedrosian (Bedrosian 1962), que indica que el espectro $A(f) = F[a(t)]$ debe permanecer por completo en la región $|f| < f_0$ y el espectro de $F[\cos\varphi(t)]$ residir fuera de dicha región. Es decir, sus espectros deben estar separados en frecuencia. Así pues, cuanto más estrecho sea el ancho de banda de la señal, mejor se asegurará la cuadratura de las componentes real e imaginaria de la señal analítica mediante la aplicación de HT, y de mejor modo se podrá estimar la frecuencia instantánea de la misma.

3.3. La amplitud instantánea ($a(t)$)

El concepto de amplitud instantánea no es ajeno al de fase instantánea y por tanto del de frecuencia instantánea. Para definir la amplitud instantánea $a(t)$ de una señal se recurre a la señal analítica $z(t)$ (Picinbono 1997) definida en la ecuación (IV.12):

La amplitud instantánea por lo tanto coincide con el módulo de la señal analítica. De hecho, para el caso de una señal sinusoidal genérica de amplitud y/o fase variante tendríamos que:

$$(IV.23) \quad x(t) = \text{Re}[a(t)e^{j\varphi(t)}] = a(t)\cos(\varphi(t))$$

Por lo que la relación es inmediata. Por ejemplo, si probamos una señal con amplitud decreciente exponencial y frecuencia constante $y = 20e^{-10t}\cos(2\pi 300t)$ obtendríamos fácilmente la amplitud instantánea de la señal a partir del módulo de su señal analítica compuesta mediante HT:

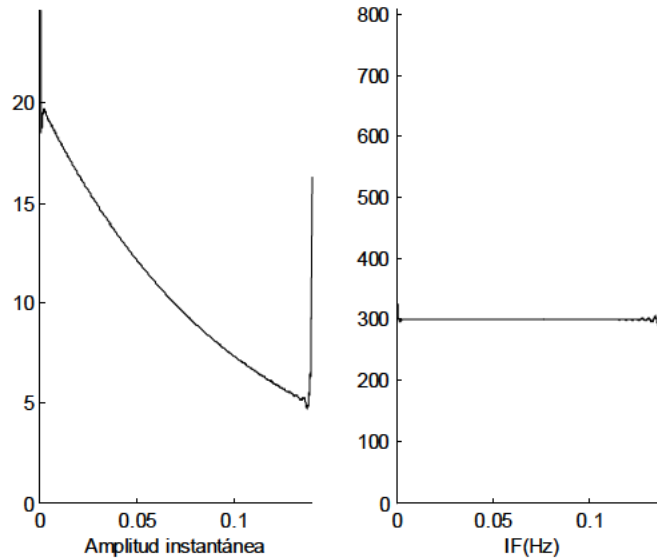


Figura IV.3. Amplitud y frecuencia instantánea (IF) de la señal $y(t) = 20e^{-10t}\cos(2\pi 300t)$ en función del tiempo. Se aprecia un efecto de borde inherente a la HT ya que su definición matemática se hace en $\pm\infty$, pero el cómputo para el ejemplo es en el intervalo de cálculo.

Sin embargo, es importante precisar que esta expresión tiene sentido en el caso de ser aplicada a señales sinusoidales. Por ejemplo, para una señal rectangular de frecuencia de oscilación de 350Hz y 1 de amplitud, el valor de amplitud instantánea $a(t)$ extraído en base a la señal analítica daría un valor oscilante. Dicha oscilación es debido a que la señal intenta ser interpretada como sinusoidal como se deriva de la ecuación (IV.23).

En cierto modo, lo que sucede es que la señal analítica obtenida no es la de una onda rectangular si no la de la suma de ondas sinusoidales que la componen. Este comportamiento se puede observar en el carácter oscilatorio de la amplitud y frecuencias instantáneas.

Es claro por tanto, que el carácter oscilatorio de la frecuencia y amplitud instantánea viene dado por el carácter multicomponente de la señal analizada.

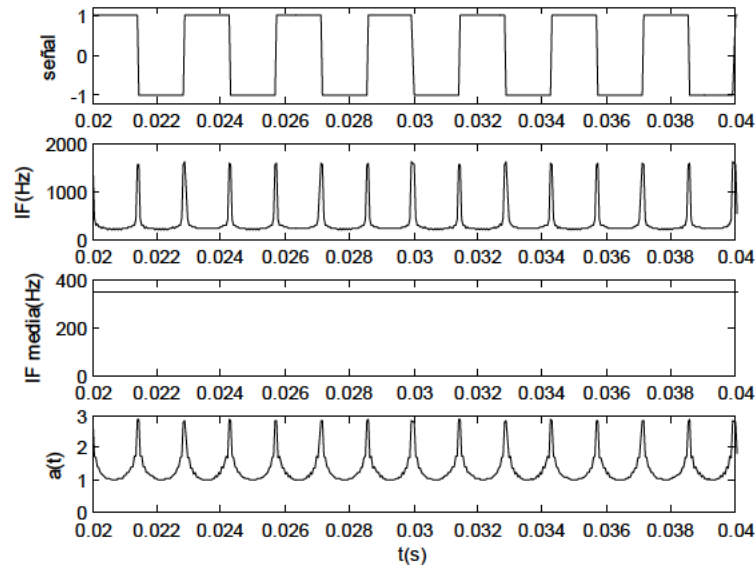


Figura IV.4. Frecuencia instantánea (IF), Frecuencia media instantánea (IF media) y amplitud instantánea de una señal rectangular de frecuencia de oscilación 350Hz y amplitud 1pu. Como se observa, aunque la frecuencia instantánea es oscilatoria, su valor medio coincide con la frecuencia de oscilación.

La aplicación de HT a señales rectangulares es uno de los objetivos de esta tesis, y será utilizada en la identificación de curvas de carga, puesto que como se demostrará su valor medio, en ciertas condiciones, sí que puede dar información referente a la oscilación de la onda rectangular.

4. Espectro de Hilbert (HSA)

A la hora de representar los resultados de amplitud y frecuencia instantánea proporcionados por la HT, se pueden expresar unidimensionalmente en función del tiempo o de modo tridimensional, donde la amplitud instantánea se represente en función del par tiempo-frecuencia. Dicha representación de la amplitud se designa como el espectro de Hilbert de la amplitud $H(\omega, t)$ (Huang et al. 1998). Si la representación muestra la amplitud al cuadrado estaría dando la distribución de la densidad de energía de la señal en función del tiempo y la frecuencia.

La representación del mapa tridimensional del espectro de Hilbert se puede realizar de muchos modos, pero la forma más habitual es mediante mapas de contorno bidimensionales con código de colores. Estos son mapas similares a los mostrados para la representación de la ST o la WFT/STFT del capítulo anterior.

La resolución en f (eje de ordenadas), puede ser elegida a conveniencia, independientemente de la resolución en t (eje de abscisas), aunque sus valores extremos vienen marcados por el periodo de muestreo Δt y la duración de la señal T . El mínimo valor de frecuencia capaz de ser detectado en la señal es $1/T$, mientras que el máximo valor de frecuencia sería $1/(n\Delta t)$, siendo n el número mínimo de puntos necesarios para definir la oscilación. Debido a que la frecuencia instantánea se calcula mediante derivada, el número de puntos necesario es recomendable que sea mayor que dos, cinco en el caso de una senoide (Huang et al. 1998). En realidad, para calcular la frecuencia instantánea, no se necesita la totalidad de la senoide, pero sí el mayor número de puntos posibles para obtener una derivada precisa, sobre todo si se calcula como media de puntos adyacentes. De modo general, el máximo número de puntos N que marcaría la resolución en f de la frecuencia instantánea vendría marcado por (Huang et al. 1998):

$$(IV.24) \quad N = \frac{\frac{1}{n\Delta t}}{\frac{1}{T}} = \frac{T}{n\Delta t}$$

Siendo:

- T el tiempo total de la señal analizada
- n el número de puntos mínimos para definir la oscilación
- Δt el tiempo de muestreo.

De forma general, por el teorema del muestreo de Nyquist, la herramienta matemática permite calcular hasta frecuencias máximas de $1/(2\Delta t)$. Por ejemplo, para una señal con una frecuencia de muestreo de 20kHz ($\Delta t = 5 \cdot 10^{-5}$ s) y con $T=0.14$ s, el número puntos máximo que se puede tomar en el eje de frecuencia en el HSA sería:

$$(IV.25) \quad N = \frac{0.14}{2 \cdot 5 \cdot 10^{-5}} = 1400 \text{ puntos}$$

Con un valor máxima de $1/(2\Delta t) = 10\text{kHz}$ y mínimo que marca la resolución del eje de frecuencia de $1/T=7.14\text{Hz}$.

Sin embargo, según lo expuesto en (Huang et al. 1998) y siguiendo la recomendación de 5 puntos, el valor de (IV.24) sería de 560 puntos, con una frecuencia máxima de $1/(5\Delta t) = 4\text{kHz}$ y mínima de 7.14Hz. Eso no quiere decir que no puedan ser detectadas

frecuencias entre los 4kHz y los 10kHz, sino que simplemente el valor de frecuencia se obtendrá con menor precisión debido a tener pocos puntos para computar la derivada.

Adicionalmente, la resolución en f puede tener un efecto negativo en los tiempos de computación, por lo que para la tesis se tomó de modo general como máximo una resolución del HSA en f de 400 puntos, con un valor máximo de la frecuencia de muestreo de $1/(2\Delta t)$, aunque teniendo presente que a partir de $1/(5\Delta t)$ la precisión en el cálculo de la frecuencia se ve mermado (derivada). Siendo por tanto la resolución tomada para la frecuencia del HSA en este documento:

$$(IV.26) \quad \Delta f = f_{\min} = \frac{\frac{1}{N\Delta t}}{N} = \frac{1}{400}$$

Valor que debe ser siempre superior a $1/T$, que sería por muestreo el mínimo valor posible matemático.

Otra consideración a tener en cuenta en cuanto al HSA es la dificultad que se presenta cuando no se garantiza la ortogonalidad de las componentes de la señal analítica (teorema de Bedrosian) debido a la presencia de componentes cercanas. Por ejemplo, si probamos una señal sinusoidal con cambio de frecuencia según la siguiente tabla y muestreada a 20kHz:

Tabla IV.2. Datos de señal multicomponente en el tiempo.

t(s)	f(Hz)	A(pu)
0:0.04	300	1
0.04:0.08	420	1.5
0.08:0.12	210	0.7

Simplemente, aplicando HT obtendríamos la frecuencia y amplitud instantánea) de la señal sin necesidad de la aplicación de ventanas:

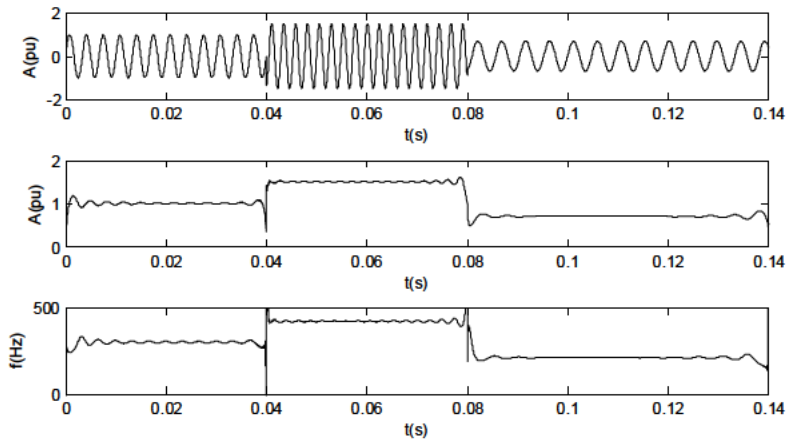


Figura IV.5. Representación gráfica de la señal multicomponente de la tabla IV.2. De arriba abajo se puede observar la señal, su amplitud instantánea y su frecuencia instantánea.

La frecuencia máxima del espectro sería de 10kHz y considerando 400 puntos en resolución, la mínima, y por tanto la resolución del HSA, de 25Hz. Y un espectro de Hilbert:

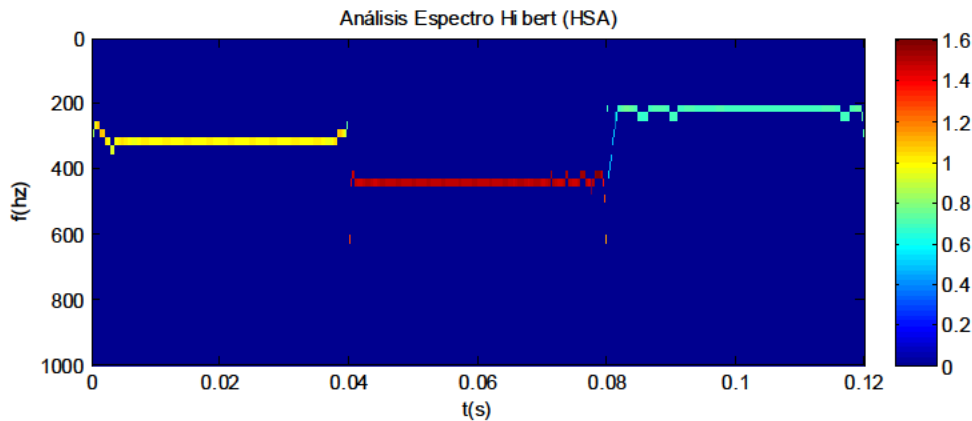


Figura IV.6. HSA de la señal multicomponente de la tabla IV.2.

Sin embargo, la señal analítica obtenida mediante HT está limitada a señales de estrecho ancho de banda como se vio anteriormente. Por ejemplo, si probamos una señal con dos componentes en frecuencia que coincidan en el tiempo por ejemplo de 1 y 1.5kHz:

Tabla IV.3. Componentes de una señal multicomponente. Ambas componentes están presentes para todo t.

$f(\text{Hz})$	$A(\text{pu})$
1000	1
1500	1.5

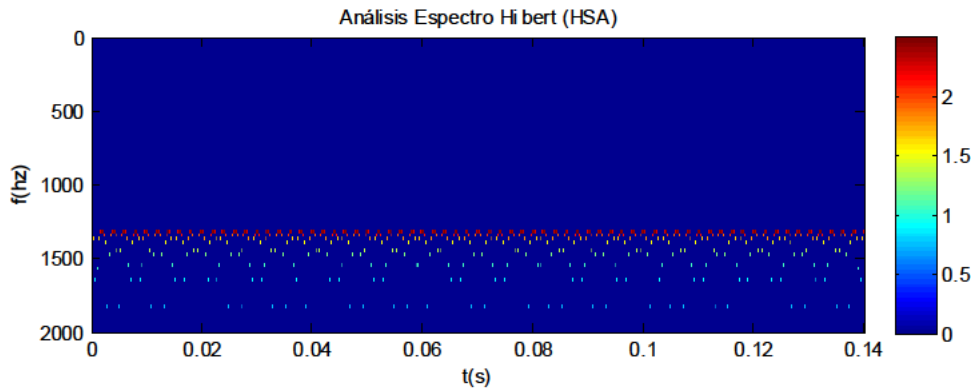


Figura IV.7. HSA de la señal multicomponente de la tabla IV.3.

El espectro aparece disperso no caracterizando individualmente a cada componente. Esto es debido a que se calcula a partir de la señal analítica de la señal original que contiene dos tonos cercanos. Así pues, es necesario disponer los tonos de la señal de forma separada para poder aplicar HT con un buen resultado. Una opción a priori sería filtrar la señal, sin embargo como indica Norden E. Huang en (Huang et al. 1998) descomponer la señal en frecuencia mediante un filtro no es siempre una opción, sobre todo si la señal es de carácter no lineal. Por ello, para solucionar este problema introdujo el denominado proceso de descomposición empírica modal (Empirical Mode Decomposition EMD). La aplicación conjuntamente de EMD con HT es lo que se conoce como la transformada de Hilbert-Huang (HHT). Transformada que estudiaremos en el siguiente punto.

5. Transformada de Hilbert-Huang (HHT)

5.1. Introducción

HHT fue la solución aportada por Norden E. Huang a los problemas que la HT mostraba (Huang et al. 1998). La utilidad y aplicabilidad de la misma y los principales problemas derivados de sus limitaciones serán estudiadas en este punto. HHT supone la combinación de un algoritmo, denominado descomposición empírica modal (EMD), con la HT tradicional.

5.2. La Descomposición Empírica Modal (EMD)

Mediante EMD se puede analizar con HT datos obtenidos de procesos no estacionarios y no lineales. La descomposición se basa en el hecho de que cualquier serie de datos se puede suponer como una combinación de diferentes oscilaciones de modo intrínsecas. Cada componente de modo intrínseca, ya sea lineal o no lineal, representa una oscilación

simple, i.e. tiene el mismo número de extremos (máximos y mínimos) que cruces por cero. Adicionalmente, la oscilación debe cumplir otra condición, que es la de ser simétrica respecto de la media local, si se quiere que la descomposición sea válida. De esta forma cualquier serie de datos puede tener uno o varios modos intrínsecos de oscilación superpuestos unos a otros, formando su combinación la serie completa original. A cada uno de estos modos de oscilación se le denomina función intrínseca de modo (Intrinsic Mode Function IMF). La IMF se define por las condiciones que debe cumplir:

- En todo el conjunto de datos el número de extremos y pasos por cero debe ser el mismo o diferenciar como mucho en uno.
- En todo punto, el valor medio definido por la envolvente de los máximos locales y por la envolvente de los mínimos locales debe ser nula.

Una IMF representa un modo simple oscilatorio y en comparación con una función armónica, la información que posee es mucho más general al poder tener amplitudes y frecuencias diferentes en cada instante, es decir amplitudes y frecuencias instantáneas. El proceso de descomposición de una señal en distintas IMFs no se define de un modo analítico si no de una forma empírica e iterativa tal y como se muestra en los siguientes pasos. Dada una señal $x(t)$:

1. Se calcula los extremos locales de $x(t)$.
2. Se obtiene la envolvente de los máximos $e_+(t)$ y mínimos locales $e_-(t)$ normalmente por una función cúbica tipo “spline”, aunque pueden tomarse otros tipos de interpolación.
3. Se computa una aproximación a la media local mediante la media de envolventes: $m(t) = (e_+(t) + e_-(t))/2$.
4. Se calcula la posible función modal, $z_i(t) = x(t) - m(t)$.
5. Se comprueba si $z_i(t)$ cumple las condiciones de IMF. Nótese, que para asegurar que las condiciones no se cumplan de forma casual, deben cumplirse al menos en varias iteraciones consecutivas, entre tres y cinco veces es la recomendación (Huang et al. 2003).
6. Si $z_i(t)$ no es una IMF, se repite el proceso (desde el paso 1) estableciendo $x(t) = z_i(t)$. Si $z_i(t)$ sí es una IMF, se establece que: $IMF_i(t) = z_i(t)$
7. Si se desea obtener nuevas IMFs adicionales, se repite el proceso tomando $x(t) = x(t) - z_i(t)$ y así sucesivamente hasta obtener $i=n$ IMFs.

8. Si no se desea obtener más IMFs, o no es posible extraer más, ya que el número de extremos restantes no presenta una tendencia oscilatoria definida, se termina el proceso definiendo el residuo como:
- $$Res(t) = x(t) - \sum_i IMF_i(t).$$

El proceso de descomposición se puede ver gráficamente en las siguientes imágenes. Por ejemplo, para una señal cualquiera con oscilación aleatoria (ejemplo realizado con Matlab™ en base al software desarrollado por P. Flandrin (Flandrin 2012):

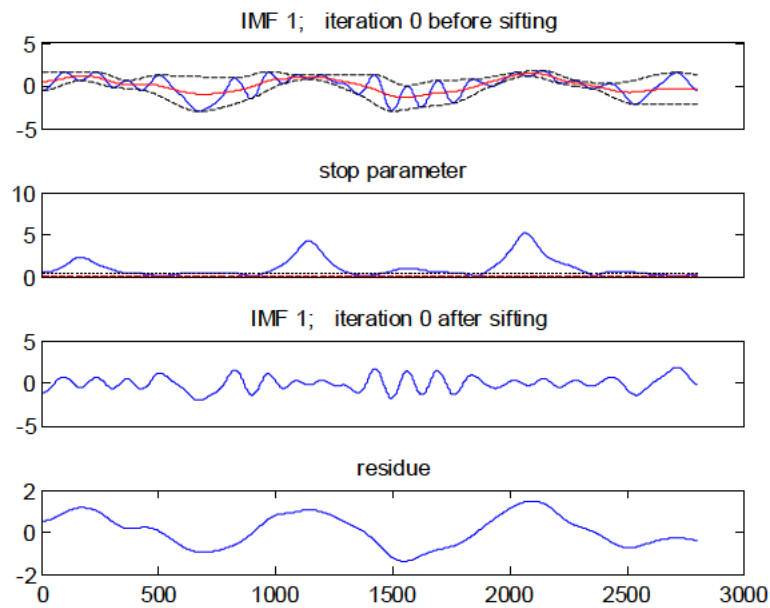


Figura IV.8. Iteración EMD inicial. De arriba abajo: se realiza la media de las envolventes (rojo), se evalúan los parámetros de media de la envolvente y se dibuja la candidata a primera IMF (IMF 1) y el supuesto residuo resultante si cumpliera las condiciones de IMF. Como no se cumplen los parámetros se continúa iterando.

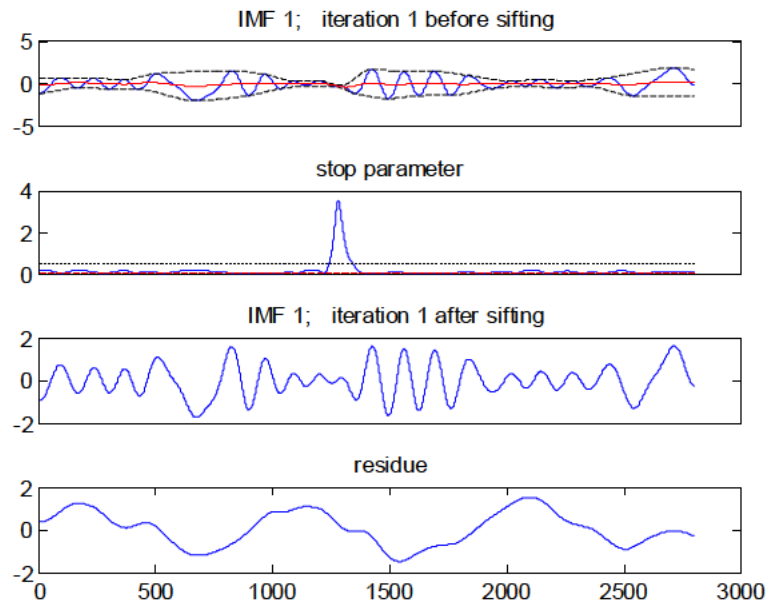


Figura IV.9. Iteración por EMD tras la iteración inicial. Al no cumplirse las condiciones en la anterior iteración se repite el proceso, pero a partir de la onda resultante de restar a la señal original la media de las envolventes (azul en la gráfica superior). De arriba a abajo: Se realiza la media de las envolventes (rojo) de la señal menos la media de envolventes obtenida de la anterior iteración, se evalúan los parámetros de la media de las nuevas envolventes, y se vuelve a dibujar la candidata a primera IMF (IMF 1) y el supuesto residuo resultante si cumpliera las condiciones de IMF. Como se siguen sin cumplir las condiciones se debe continuar iterando.

El proceso continúa hasta que se cumplen las condiciones o se llega a un número límite de iteraciones. Para el ejemplo mostrado, se obtuvieron 2 IMFs y un residuo como se ve en la siguiente figura:

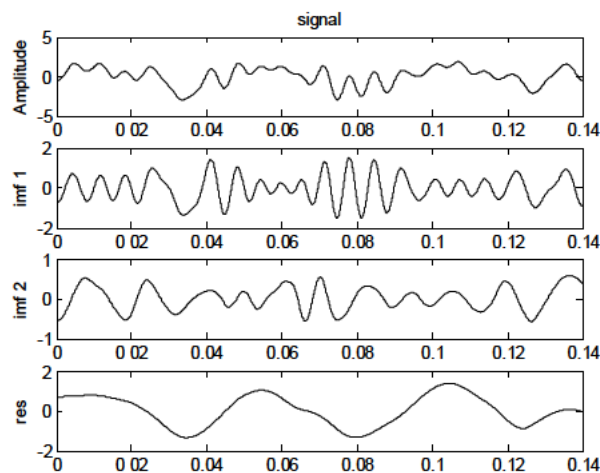


Figura IV.10. Descomposición EMD final tras la iteración. Se puede observar las 2 IMFs y el residuo resultante.

5.3. Problemas de la Descomposición Empírica Modal.

5.3.1. Introducción

La EMD no es ajena a una serie de problemas, muchos de ellos derivados de la propia naturaleza no analítica del proceso iterativo y del hecho de depender de una serie de factores y umbrales para el cálculo. Algunos se encuentran reflejados en la bibliografía, mientras que otros serán tratados en esta tesis de forma detallada.

5.3.2. Tipo de interpolación

En general, el tipo de interpolación recomendada en bibliografía para el cálculo de las envolventes es del tipo cúbica “spline”. Sin embargo, dependiendo del tipo de forma de onda a analizar, otras interpolaciones pueden llegar a ser interesantes. Para la elaboración de esta tesis se probaron tanto la interpolación cúbica “spline”, polinómica de Hermite “Piecewise Cubic Hermit Interpolation Polynomial (pchip)” y “lineal”. En la siguiente imagen se muestra la diferencia de estos tres tipos de interpolación al llevarse a cabo la primera iteración. Por ejemplo, en el caso de una forma de onda de ruido blanco (calculada con la instrucción de ruido blanco de Matlab™ *wgn.m*), las envolventes quedarían:

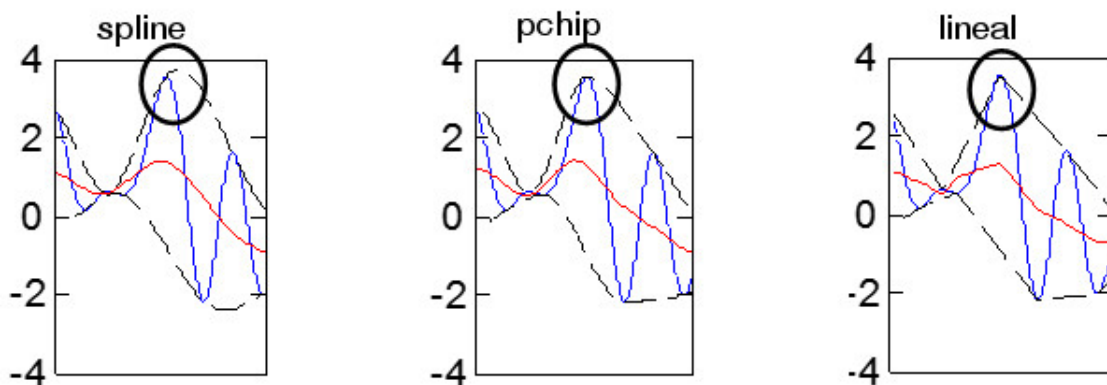


Figura IV.11. Cálculo de envolventes mediante las interpolaciones “spline”, “pchip” y “lineal”.

La interpolación cúbica “spline” tiende a la sobreoscilación, como se observa en la ventana señalada, cuando hay mucha diferencia de amplitud entre dos máximos consecutivos. Por ello, a pesar de que en la bibliografía se recomienda “spline” como modo de interpolación (Huang et al. 1998, Rilling et al. 2003), en la práctica y para el

tipo de ondas utilizadas en esta tesis dio un mejor resultado la interpolación polinomial pchip. La interpolación lineal tiene un uso más limitado al tender a una triangulación de las IMFs y por tanto baja aplicabilidad práctica en ondas de carácter oscilatorio sinusoidal o rectangulares que trataremos en la tesis.

Un uso inadecuado de la interpolación conlleva a un aumento de las iteraciones necesarias para la obtención de la IMF o incluso a la deformación de esta, especialmente en el caso de efectos de borde pronunciados.

5.3.3. Efectos de borde

Para el cálculo correcto de la envolvente es necesario extrapolar los extremos que se encuentran fuera del ámbito temporal de la señal analizada. Una mala elección de estos extremos externos puede provocar un error de borde que se propague a lo largo de la IMF contaminando el resultado, debido a que en esos puntos la envolvente se calculará de forma equivocada. Obtener la posición y amplitud de los extremos que se encuentran fuera de nuestra serie de datos puede ser bastante complejo. Una opción simple, con buen resultado, consiste en copiar de forma simétrica los extremos iniciales y finales de la señal a ambos lados de la onda. Aun así, no es posible evitar cierto efecto de borde al no extrapolarse con exactitud los extremos. Para poner un ejemplo, se analizará una sencilla señal armónica $x(t)=2\cdot\text{sen}(2\cdot\pi\cdot10\cdot t)+\text{sen}(2\cdot\pi\cdot50\cdot t)+0.5\cdot\text{sen}(2\cdot\pi\cdot150\cdot t)$. En la que al aplicar EMD, se obtienen 2 IMFs correspondientes a las componentes de mayor frecuencia y un residuo correspondiente a la de 10Hz.

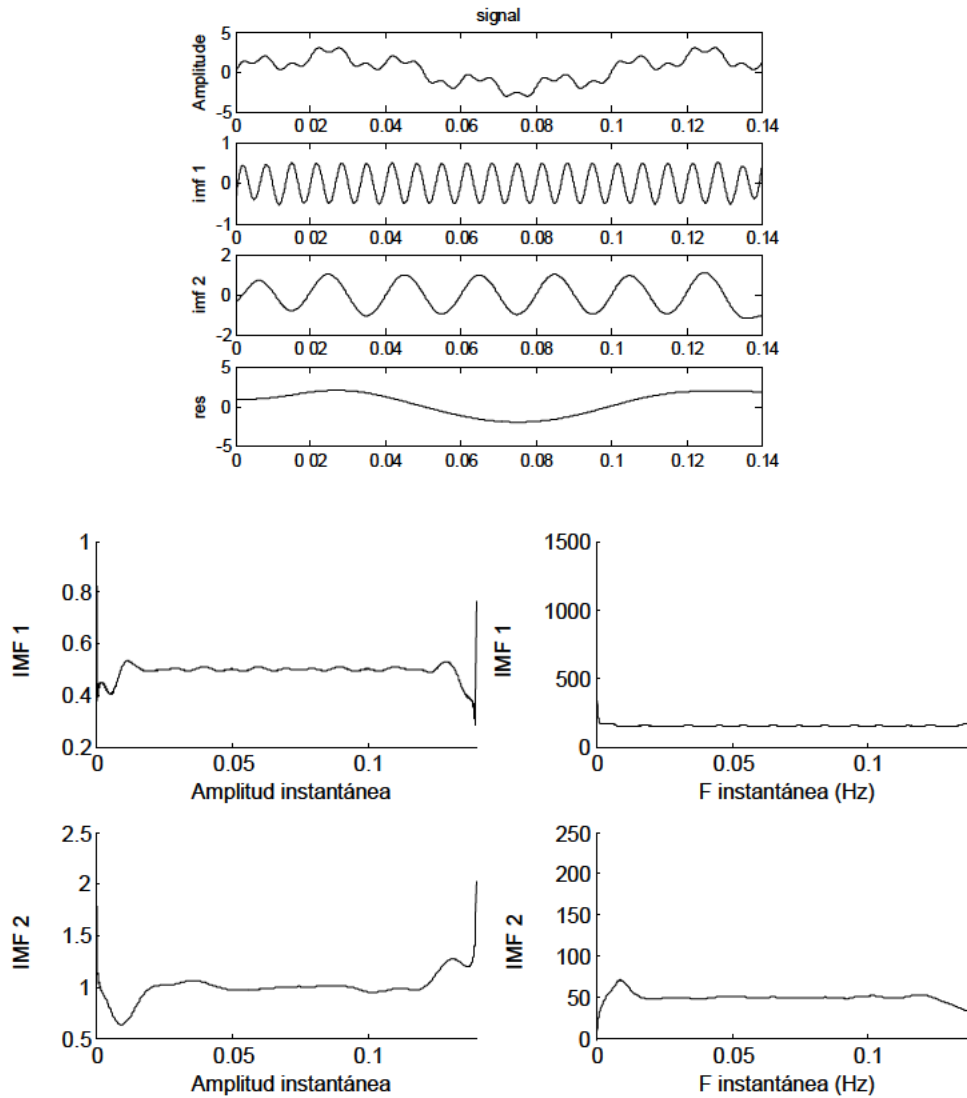


Figura IV.12. Descomposición EMD y valores de amplitud y frecuencia instantáneas de las dos primeras IMFs obtenidas en la descomposición.

Como se observa en la figura, ambos bordes de las componentes se encuentran deformados. No obstante, este problema es fácil de evitar siempre que el evento que se esté intentando analizar no se encuentre en los extremos del segmento analizado. Si el evento se encuentra en dichos extremos, se hace preciso una optimización del algoritmo de estimación de los extremos externos o aumentar el tiempo de muestreo.

5.3.4. Efecto del tamaño de muestreo

El muestreo es un parámetro importante ya que limita la resolución tanto de la herramienta matemática como la propia estimación de los extremos. Uno de los requisitos necesarios para el nivel de muestreo es que se mantengan los mismos extremos (máximos

y mínimos locales) en la señal muestreada que la de origen. Cualquier pérdida de extremos conlleva la pérdida de precisión de la oscilación local; por ello, como mínimo, el periodo de muestreo debería ser suficiente para poder caracterizarlos. Adicionalmente, para aplicar posteriormente HT y obtener el HSA de la señal, por el teorema de Nyquist sólo se pueden obtener datos significativos para la mitad de la frecuencia de muestreo f_s siendo recomendado lo indicado en la sección IV.4.

En (Rilling, Flandrin 2006) se hace un completo estudio sobre el efecto del tiempo de muestreo sobre el error de la IMF, concluyendo una dependencia de f_s^{-1} para valores de frecuencia de muestreo altos y de f_s^{-2} para valores bajos. El tamaño de muestreo adicionalmente puede producir la mezcla de componentes de frecuencia cercanas (Rilling et al. 2003).

Asimismo, en el caso de señales oscilantes, cuanto mayor sea el número de puntos presentes en cada oscilación local, de modo más preciso se puede computar la derivada de la fase necesaria para el cálculo de la frecuencia instantánea. En general, una mayor frecuencia de muestreo permite obtener una mayor resolución en frecuencia debido a ello.

Por lo tanto, el muestreo no sólo afecta a la obtención de las IMFs, sino también a los resultados en frecuencia que se puedan extraer de ellas.

5.3.5. Valores umbral para el criterio de IMF

A la hora de extraer una candidata a IMF era necesario que se cumplieran dos condiciones (ver IV.5.2):

- La primera condición indica que la IMF va a tener un carácter oscilatorio local único respecto a su paso por cero.
- La segunda condición hace referencia a que el valor medio de la candidata a IMF sea nulo.

La segunda condición debe cumplirse de modo tanto global como local. En la práctica, la aplicación del criterio conlleva a establecer un umbral a partir del cual el valor medio se considere suficientemente pequeño para considerarlo nulo.

El valor que se escoja para el umbral puede tener un efecto negativo en el proceso de descomposición. Si el valor es excesivamente pequeño puede conllevar una sobreiteración y deformar el resultado al separar un tono en distintas IMFs, perdiéndose ortogonalidad y por tanto sentido físico en la descomposición. Además, un umbral demasiado restrictivo puede provocar que el método no sea capaz de extraer un determinado modo, al no cumplirse los umbrales antes de llegar al máximo número de iteraciones. Si por el contrario, el umbral escogido es demasiado grande, podrían extraerse IMFs con varios tonos presentes.

El método que se utilizó para definir los umbrales fue el recomendado en (Rilling et al. 2003), donde se establecen dos umbrales θ_1 y θ_2 . En función de la amplitud de modo $a(t) = (e_+(t) - e_-(t))/2$ y el valor de modo $m(t) = (e_+(t) + e_-(t))/2$, se define una función de evaluación $\sigma(t) = |m(t)/a(t)|$, de tal manera que se itera hasta que $\sigma(t) < \theta_1$ para una fracción $(1-\alpha)$ de la duración total mientras que $\sigma(t) < \theta_2$ para el resto. Los valores tomados son los recomendados por el mismo artículo $\alpha=0.05$, $\theta_1 = 0.05$ y $\theta_2 = 10 \theta_1$.

5.3.6. Mezcla de tonos

El principal problema que presenta la EMD es la dificultad que tiene para extraer como IMFs diferentes componentes de frecuencia sin mezclarlas. La razón de ser de la EMD es obtener modos con un estrecho ancho de banda (Huang et al. 1998). Es decir, para que la EMD sea correcta cada modo extraído debe tener un único tono en cada instante de tiempo. Sin embargo, cuando existen componentes de frecuencia en una misma octava la separación resulta difícil. Incluso el valor de muestreo o el ratio de amplitudes de las dos componentes puede provocar la mezcla de tonos entre IMFs (Rilling et al. 2003, Rilling, Flandrin 2008).

Por ejemplo, si intentamos aplicar EMD a la sencilla señal compuesta: $x(t)=0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 450t) + 0.3 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 350t)$, no es posible extraer en 2 IMFs por separado ambos tonos de frecuencia:

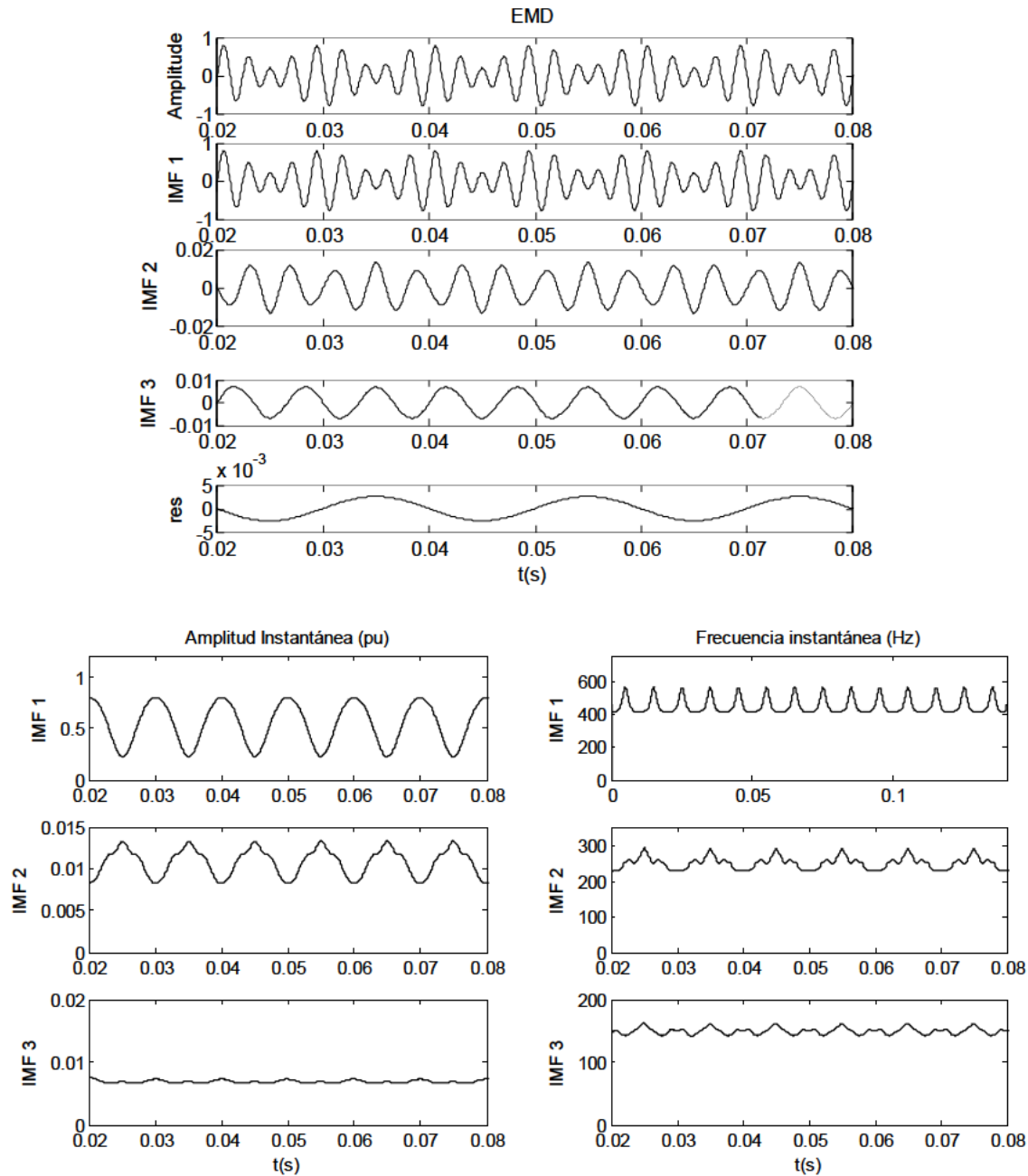


Figura IV.13. Descomposición EMD y valores de amplitud y frecuencia instantáneas de una señal con tonos de frecuencia cercanos $x(t)=0.5\cdot\text{sen}(2\pi\cdot450t)+0.3\cdot\text{sen}(2\pi\cdot350t)$. IMF 1 contiene gran parte del tono de 350Hz. IMF 2 y 3 muestran componentes no existentes debido al sobreentrenamiento (obsérvese su bajo valor de amplitud respecto a las verdaderas componentes y su frecuencia).

Como se observa, tanto las amplitudes como las frecuencias instantáneas tienen carácter oscilatorio debido a la mezcla de tonos, encontrándose prácticamente la totalidad de la señal en la primera IMF extraída. Así mismo, aparecen nuevas componentes de frecuencia alrededor de los 250Hz (IMF 2) y 150Hz (IMF 3) e incluso en el residuo (~ 50 Hz un ciclo cada 0.02s), aunque de amplitud mucho menores que las reales (~ 0.01 para las IMFs y 10^{-3} en el caso del residuo).

5.4. Mejoras propuestas en la bibliografía al algoritmo EMD

En este punto se estudiarán varias de las mejoras propuestas en la bibliografía para minimizar los problemas que puede presentar la aplicación práctica de la EMD.

5.4.1. EMD con máscaras

En el 2005 R. Deering y J. F. Kaiser (Deering, Kaiser 2005) definen un método de mejora para la EMD basado en el uso de señales de máscara. El nuevo algoritmo se define así:

1. Se construye una señal de máscara, $s(n)$, a partir de la información de la señal original, $x(n)$.
2. Se realiza la EMD a dos señales obtenidas a partir de la original y la máscara:

$$\begin{aligned}x_+(n) &= x(n) + s(n) \\ x_-(n) &= x(n) - s(n)\end{aligned}$$

3. para obtener IMF_+ e IMF_- .
4. Se define la IMF como: $IMF(n) = (IMF_+(n) + IMF_-(n))/2$.
5. Así sucesivamente, aplicando cada iteración al residuo resultante.

En el artículo, se propone la frecuencia de máscara como:

$$(IV.27) \quad \bar{f} = \frac{\sum_{n=1}^k a_1(n) f_1^2(n)}{\sum_{n=1}^k a_1(n) f_1(n)}$$

Donde $a_1(n)$ y $f_1(n)$ son la amplitud y frecuencia de la primera IMF obtenida a partir del proceso normal de descomposición EMD y n es el índice del vector muestreado. Las máscaras aplicadas para cada iteración se definen como:

$$(IV.28) \quad s(n) = a_0 \sin(2\pi \bar{f} \frac{n}{f_s})$$

Donde a_0 representa el valor de amplitud de la máscara, recomendándose como valor 1.6 veces la amplitud promedio de la IMF. En el artículo se indica que dicho valor afecta severamente al resultado de la descomposición y depende del valor de frecuencia y amplitud de las componentes. Esta característica heurística de la elección de la máscara la limita como herramienta de uso y complica su uso de forma general. Por ejemplo, si

tomamos los parámetros recomendados en la señal anterior, el método es incapaz de separar los tonos, por lo que los valores recomendados de los autores no sirven de forma general para la aplicación de máscaras.

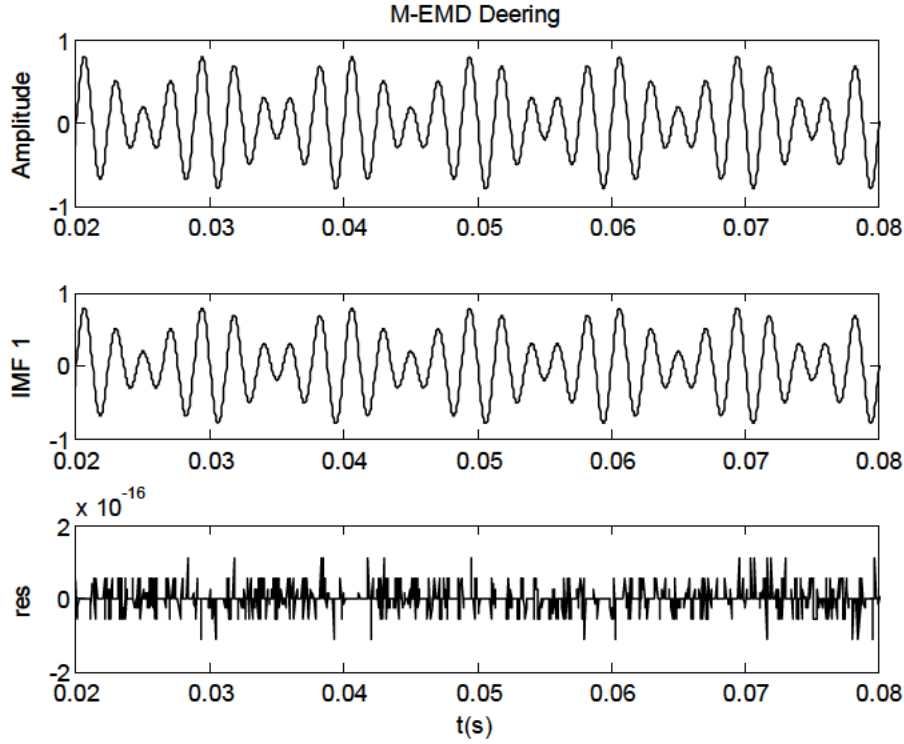


Figura IV.14. Descomposición EMD mediante la máscara propuesta por (Deering, Kaiser 2005).

En 2007 (Senroy, Suryanarayanan 2007, Senroy et al. 2007) exponen otro método de obtención de máscaras válido para señales con dos componentes en una misma octava y cuya componente de mayor frecuencia en amplitud sea considerablemente inferior a la de baja frecuencia. No obstante, para la obtención de la frecuencia de la máscara, el método depende de la aplicación previa de la transformada de Fourier (FFT) para detectar los tonos de frecuencia presentes en la señal, por lo que los problemas de FFT repercuten en el resultado de esta aproximación. El procedimiento es el siguiente:

1. Se aplica FFT a $x(n)$ para estimar las componentes de frecuencia presentes en la onda f_1, f_2, \dots, f_5 , siendo $f_1 < f_2 < \dots < f_5$.
2. Se construye las señales de máscara como $s_1(n), s_2(n), \dots, s_k(n)$, con: $s_k(n) = M_k \cdot \sin(2\pi(f_k + f_{k-1})t(n))$ para $1 < k < \text{número de IMFs a obtener}$.
3. El valor de la amplitud de la máscara recomendada se aplica de modo heurístico también como: $M_k = 5.5 \cdot \text{amplitud del armónico } f_k$.

4. Para cada IMF se realiza EMD a:
$$\begin{aligned} x_+(n) &= x_k(n) + s_k(n) \\ x_-(n) &= x_k(n) - s_k(n) \end{aligned}$$
 para extraer $IMF_+(n)$ e $IMF_-(n)$.
5. A partir de ellas se calcula IMF como: $IMF(n) = (IMF_+(n) + IMF_-(n)) / 2$.
6. Así sucesivamente, regresando a 3 para aplicar al residuo resultante de cada iteración: $x_{k+1}(n) = x_k(n) - IMF_k(n)$, la máscara correspondiente.

Este método de iteración consigue separar los tonos de la señal, aunque no siempre en su totalidad, especialmente si el valor de amplitud de la componente de mayor frecuencia es superior a la de menor frecuencia. Por ejemplo, para una señal: $x(t) = 0.3 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 350t) + 0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 450t)$, aplicando una frecuencia de máscara de 800Hz y una amplitud de máscara de 2.75 (5.5 veces la amplitud de la componente de frecuencia que se busca extraer), el método no es capaz de separar totalmente los tonos y por lo tanto las IMFs resultantes no son totalmente monocomponentes. Al tener dos tonos, sólo la primera IMF es extraída mediante máscaras, mientras que las otras son extraídas mediante EMD convencional.

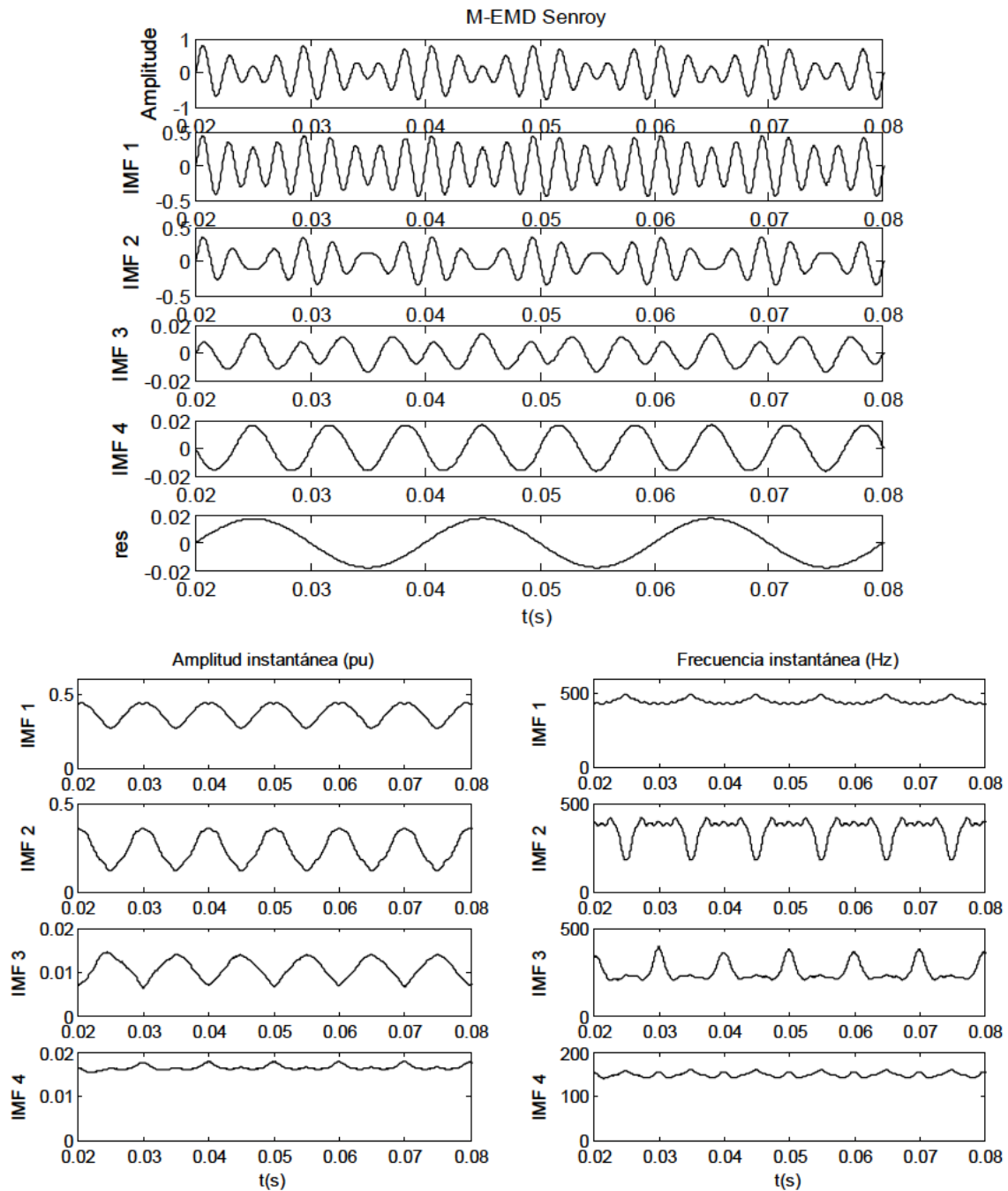


Figura IV.15. Descomposición EMD y valores de amplitud y frecuencia instantáneas mediante las máscaras propuestas por (Senroy et al. 2007) de una señal con tonos de frecuencia cercanos. Los tonos no son correctamente extraídos en su totalidad a pesar del uso de máscaras.

La mezcla de tonos aún presente se puede observar en el carácter oscilatorio de las frecuencias y amplitudes instantáneas. En el mismo artículo se presenta un algoritmo para la demodulación de las dos componentes y así paliar en parte este problema. La demodulación se basa en las envolventes de la amplitud instantánea y será objeto de estudio en el punto siguiente. Esta demodulación se hace necesaria, ya que incluso para una señal armónica tan sencilla como la que hemos probado, si se calcula el espectro de

Fourier por FFT a las IMFs extraídas, se observa el carácter multicomponente de los modos extraídos:

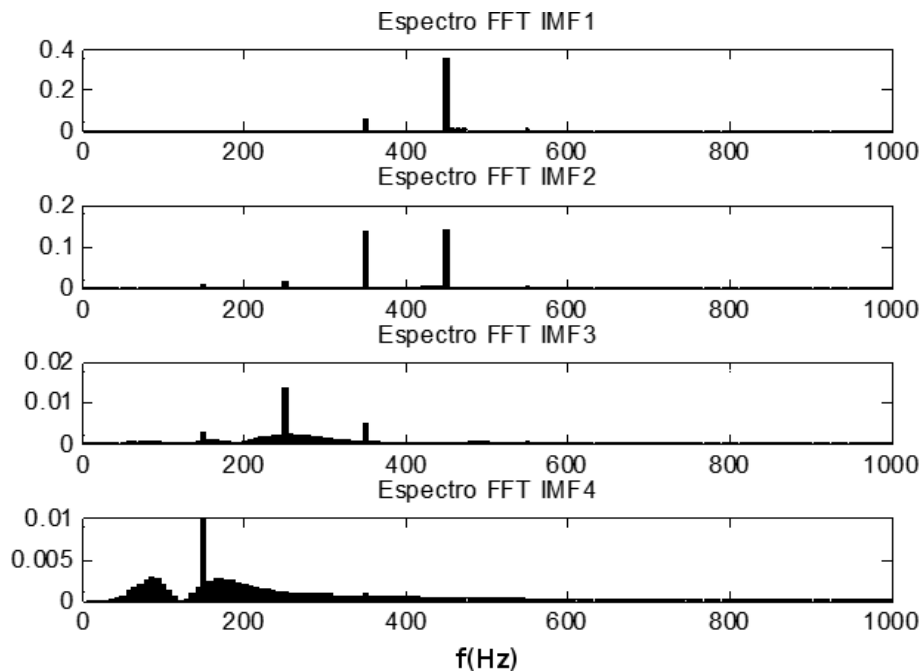


Figura IV.16. Espectro FFT de las IMFs de la figura IV.15.

Tras observar los resultados, se demuestra que el empleo de máscaras no soluciona del todo los problemas de EMD. El aspecto más destacable, es que la mezcla de tonos persiste, por lo que no se soluciona el problema que intenta resolver. La descomposición además, es muy dependiente de los parámetros de máscara escogidos, con una elección de los parámetros, en particular de la amplitud de la máscara, heurístico y por tanto no justificable de forma general. En cuanto a la elección de la frecuencia de máscara, el algoritmo se hace dependiente de la aplicación de FFT, que como ya se vio en III.2 no se adapta bien a señales no estacionarias, algo que limita su aplicación en el caso de que haya cambios en la señal en el tiempo, sin posibilidad de adaptar la máscara a ellos. Inclusive, en casos de señales estacionarias, como en el caso que hemos mostrado, si la amplitud de la componente de baja frecuencia no es significativamente menor que la de alta frecuencia las componentes siguen mezclándose. En las pruebas que se realizaron esta tendencia era generalizada, por lo que el empleo de máscaras no soluciona del todo los problemas del proceso de EMD.

5.4.2. Demodulación

Para definir correctamente los parámetros de las componentes de una señal a partir de la frecuencia y amplitud instantánea es necesario descomponerla en modos oscilatorios (IMFs) con una estrecha banda de frecuencia. Sin embargo, el método desarrollado por Huang (EMD) no proporciona en todas las ocasiones ondas con dichas características y las alternativas de mejora en la bibliografía (máscaras), no llegan a extraer de forma limpia los tonos de la señal.

Debido a ello en (Senroy et al. 2007), como parte de mejora del método propuesto con máscaras, presenta un algoritmo de demodulación para extraer las componentes de amplitud y frecuencia remanentes en las IMFs extraídas. El método es válido para señales de dos tonos y se basa en las envolventes de la señal. Dada una señal con dos componentes:

$$(IV.29) \quad x(t) = a_1 \sin(\omega_1 t) + a_2 \sin(\omega_2 t)$$

Su señal analítica sería:

$$(IV.30) \quad z(t) = x(t) + jH(x(t)) = a(t)e^{j\varphi(t)} = \sum_{i=1}^{i=2} a_i(t)e^{j\varphi_i(t)}$$

A partir de la expresión anterior se puede calcular la expresión de la amplitud instantánea para una señal modulada de dos componentes como:

$$(IV.31) \quad a(t) = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + 2a_1a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t}$$

Los extremos locales de la señal se alcanzarían para:

$$(IV.32) \quad \begin{aligned} \min(a(t)) &= |a_1 - a_2| \\ \max(a(t)) &= |a_1 + a_2| \end{aligned}$$

Si se realiza un ajuste polinómico (“pchip” como se recomienda en esta tesis, ver punto V.5.3.2.) o por “spline” (recomendado en (Senroy et al. 2007)) para las envolventes correspondientes a los máximos y mínimos locales de $a(t)$, denominadas a partir de ahora como env_+ y env_- , se puede obtener las componentes instantáneas a_1 y a_2 como:

$$(IV.33) \quad \begin{aligned} a_1 &= \frac{env_+ + env_-}{2} \\ a_2 &= \frac{env_+ - env_-}{2} \end{aligned}$$

Por ejemplo para $a_1=0.5$, $a_2=0.3$, $\omega_1=2\cdot\pi\cdot 350$ y $\omega_2=2\cdot\pi\cdot 450$, obtendríamos:

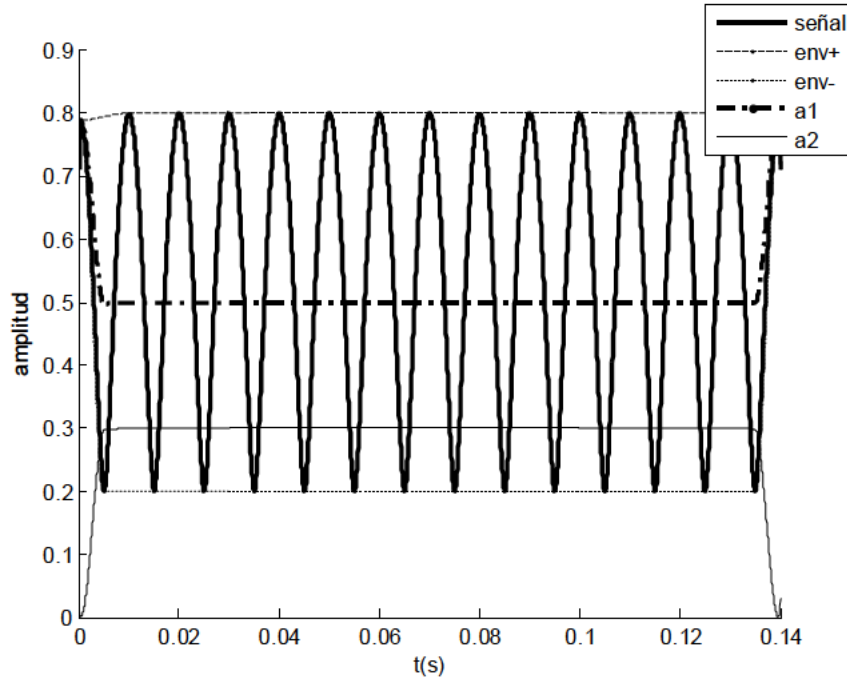


Figura IV.17. Demodulación de amplitud en base a las envolventes de la amplitud instantánea para una señal con 2 tonos (350 y 450Hz). La semisuma y semidiferencia de las envolventes permite obtener los valores de amplitud de los tonos de la señal (0.5 y 0.3 pu).

Asimismo, a partir de la derivada de la fase instantánea de la señal analítica se puede obtener la frecuencia o pulsación instantánea para una señal con dos tonos.

$$(IV.34) \quad \omega_i(t) = \omega_1 + \frac{\cos(\omega_1 - \omega_2)t + \frac{1}{x}}{2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t + x + \frac{1}{x}} (\omega_2 - \omega_1) = \omega_1 + \frac{\omega_2 - \omega_1}{2 + \frac{x - \frac{1}{x}}{\cos(\omega_1 - \omega_2)t + \frac{1}{x}}}$$

Siendo: $x = \frac{a_1}{a_2}$

Expresión que tiene sus máximos locales en los tiempos en que $\cos(\omega_1 - \omega_2)t = 1$ con un valor de:

$$(IV.35) \quad \omega_i(t_M) = \omega_1 + \frac{\omega_2 - \omega_1}{1+x}$$

Y mínimos locales en los tiempos en que $\cos(\omega_1 - \omega_2)t = -1$ con valor de:

$$(IV.36) \quad \omega_i(t_m) = \omega_1 + \frac{\omega_2 - \omega_1}{1-x}$$

Obteniéndose, para el ejemplo anterior, correctamente los valores de frecuencia salvo para los extremos por el efecto de borde, como se puede observar en los máximos que aparecen al principio y al fin de la señal.

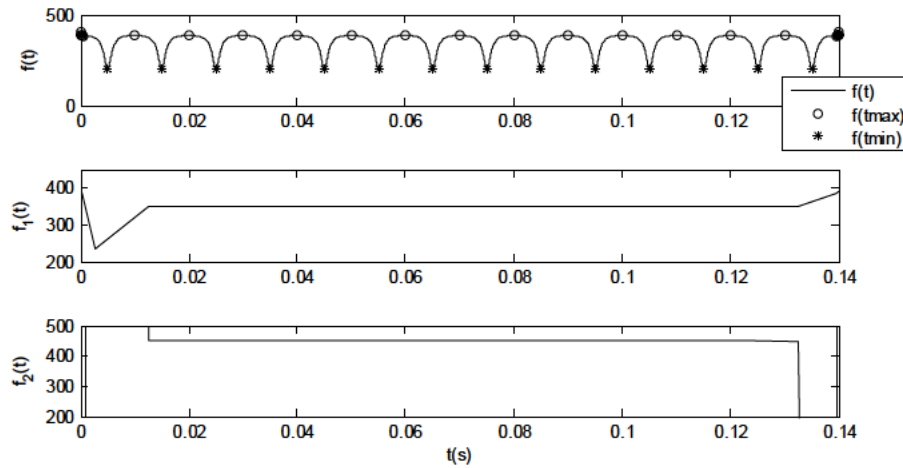


Figura IV.18. Demodulación de la frecuencia en base a la evaluación de sus máximos y mínimos locales. El resultado coincide con los valores buscados salvo en los extremos debido al efecto de borde.

El método sin embargo, tiene un gran inconveniente y es su menor funcionalidad en el caso de que exista una tercera componente. El hecho de depender de la correcta localización de los extremos de la amplitud instantánea, hace que una tercera componente contamine el resultado de la misma, aun teniendo un valor pequeño.

Por ejemplo, si a la señal ejemplo que hemos puesto, le añadimos una tercera componente de $a_3=0.1$ y $\omega_3=2\cdot\pi\cdot 720$, los resultados obtenidos en amplitud y frecuencia serían:

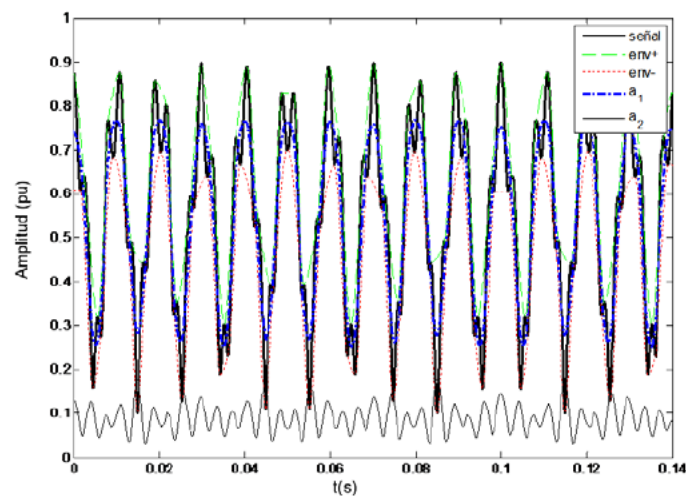


Figura IV.19. Demodulación de amplitud en base a las envolventes de la amplitud instantánea para una señal con 3 tonos (350, 450Hz y 720Hz). La semisuma y semidiferencia de las envolventes no permite obtener los valores de amplitud de los tonos de la señal (0.5, 0.3 y 0.1 pu), al no estar definida para 3 componentes.

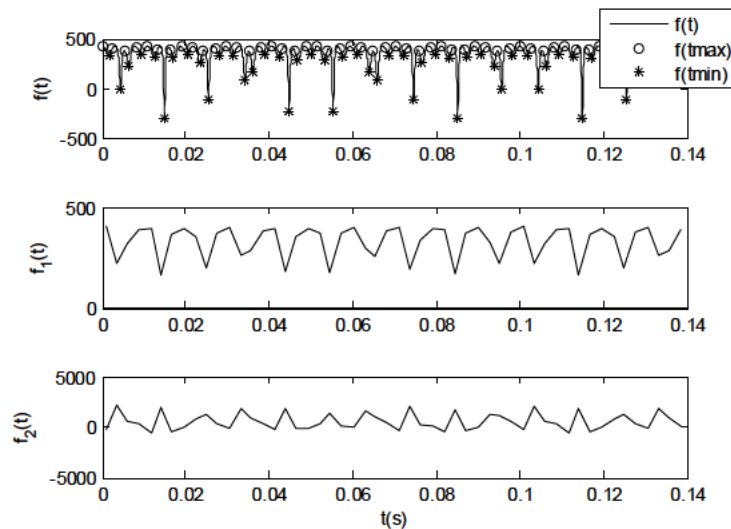


Figura IV.20. Demodulación de la frecuencia en base a la evaluación de sus máximos y mínimos locales. La presencia de una tercera componente altera la demodulación, dando como resultado frecuencias oscilantes que no existen en la señal.

La presencia de una tercera componente altera el resultado de la demodulación. EMD no siempre da ondas con uno o dos tonos. Incluso la utilización de máscaras puede introducir otros falsos tonos menores en la señal. Todo ello, limita la herramienta mucho para su aplicación práctica real debido a la falta de robustez de la misma, fuera de unas condiciones ideales de dos únicos tonos. En artículos posteriores los autores, como se ve en el siguiente punto, intentaron conseguir una mejor demodulación con IMFs más limpias y evitar en parte este problema.

5.4.3. Redefinición de las funciones IMF “Redefined EMD” (R-EMD) y “Targeted-EMD” (T-EMD)

Debido a las limitaciones que presenta la aplicación de máscaras de un modo práctico y general, existen artículos en la bibliografía que buscan solucionarlo. Aquí estudiaremos varias de esas modificaciones.

R-EMD

En (Laila et al. 2009) se da una nueva variación del algoritmo de máscaras.

En el artículo se indica que en el caso de que suceda una de las siguientes condiciones el método tiene problemas:

- Si los tonos de frecuencia presentes son bajos ($<1\text{Hz}$)

- La magnitud de la mayor frecuencia es inferior a las otras (especialmente la segunda componente)
- Los valores de los tonos de frecuencia están suficientemente cerca. No se especifica si en la misma octava o menos.

Para solucionarlo, sigue definiendo la amplitud de máscara como $M_k=5.5 \cdot \text{amplitud del armónico } f_k$. Pero, define dos casos dependiendo de los valores de las dos componentes de mayor frecuencia f_1 y f_2 y sus correspondientes amplitudes A_1 y A_2 :

Caso 1: Si se cumple una de las siguientes condiciones:

- $f_1 \leq 1$ y $A_1 < R_{21}A_2$
- $f_1 > 1$ y $f_1 < R_1 f_2$
- $f_1 > 1$ y $R_1 f_2 < f_1 < R_2 f_2$ y $A_1 < R_{22}A_2$
- $f_1 > 1$ y $f_1 \geq R_2 f_2$ y $A_1 < R_{23}A_2$.

Siendo $R_{21}=1.1$, $R_1=1.5$, $R_2=$, $R_{22}=2$ y $R_{23}=0.5$.

Entonces, se aplica únicamente la máscara: $s_I(n)=M_I \cdot \sin(2\pi(f_1+f_2)t(n))$ para todo el proceso de EMD. Es decir, se aplica la primera vez a la señal y se obtienen por EMD convencional N IMF_+ y N IMF_- . obteniéndose cada IMF como $IMF_k(n)=(IMF_+(n)+IMF_-(n))/2$ con $1 < k < N$.

Caso 2: Si se cumple adicionalmente otra de las condiciones que no sea a) o d) entonces se aplican todas las máscaras en base a FFT, como se indicó en el algoritmo del punto IV.5.4.1 de este capítulo.

El principal problema del método es que sigue dependiendo de FFT y que da unos valores de condición R basados en condiciones empíricas. En el artículo se sostiene, que los valores anteriores son válidos para las oscilaciones interárea tratadas como ejemplo, pero resulta muy difícil extrapolar este método para otras condiciones más genéricas, ya que habría que especificar unos valores R para cada aplicación y aun así su justificación resulta demasiado ambigua.

T-EMD

En (Prince et al. 2011) se muestra una modificación del método de máscaras bajo el nombre de Targeted signal EMD (T-EMD). La nueva evolución del algoritmo se basa en la potenciación de modo iterativo de las componentes de frecuencia, a partir de la información extraída por FFT u otro método de análisis de frecuencia. Así, se intenta obtener una descomposición más limpia. Se puede resumir así:

- 1) Se aplica FFT a la señal para obtener las frecuencias objetivo f_k , modos objetivo (targeted modes).
- 2) Si la magnitud de la frecuencia objetivo de la iteración f_k es comparable con la de las frecuencias cercanas (al menos la mitad del valor de la frecuencia dominante) se pasa al punto 4, si no al 3.
- 3) Se aplica el algoritmo EMD y se identifican aquellas IMFs dónde la frecuencia objetivo f_k es dominante. Para ello, se puede aplicar FFT o el espectro de Hilbert². Se suman estas IMFs para formar una señal concentrada. Se reemplaza la señal original con la señal concentrada y se regresa al paso 2.
- 4) Se aplica EMD con máscaras³.
- 5) La IMF obtenida en 4 debería ser la correspondiente a la frecuencia objetivo y ser prácticamente monocomponente. Si no es así, tras comprobarlo por FFT o HT, se vuelve a repetir el paso 3 y así sucesivamente hasta obtener un resultado apropiado.

Aunque consigue mejorar el resultado de las máscaras convencionales mediante el refuerzo del tono en la onda a la que aplicar la máscara por medio de iteraciones sucesivas, el algoritmo sigue teniendo el mismo problema de no definir los valores de máscara idóneos, siendo todavía difícil separar componentes pequeñas. Por ejemplo, si probamos el método con la sencilla señal armónica analizada anteriormente para el algoritmo inicial con máscaras, se obtiene (como criterio se consideró que la onda era monocomponente

² Hay que hacer notar que la aplicación de HT puede dar un resultado erróneo si la IMF obtenida tiene mezcla de tonos.

³ La máscara se sigue definiendo como se recomienda en (Senroy et al. 2007).

cuando cualquier otro tono de frecuencia era inferior a un 10% del tono del modo objetivo):

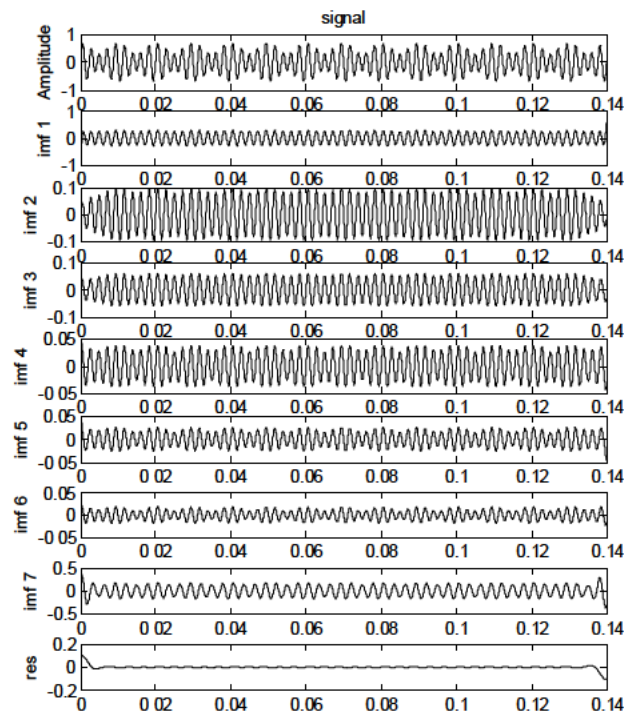


Figura IV.21. Descomposición mediante T-EMD de: $x(t)=0.3 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 350t)+0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 450t)$.

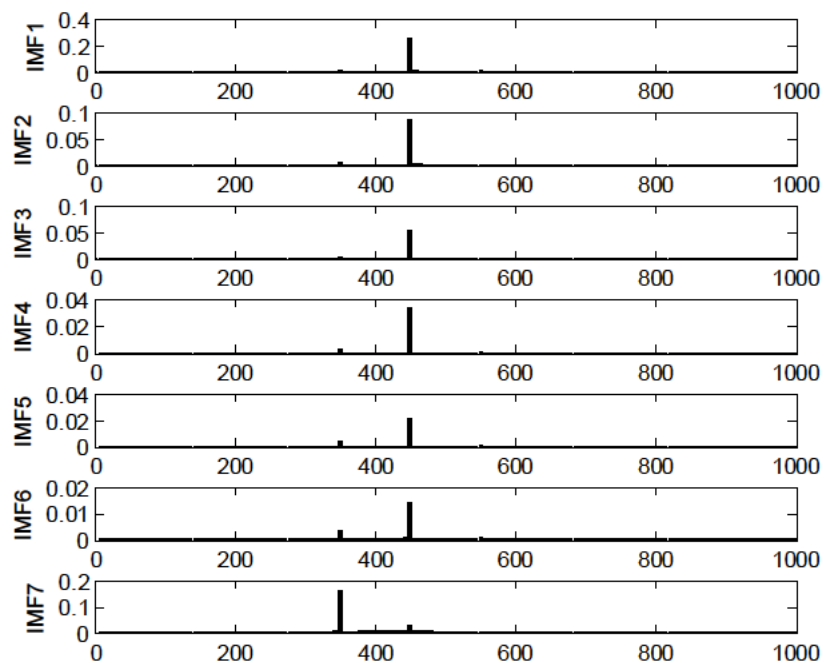


Figura IV.22. Espectro FFT de las IMFs obtenidas mediante T-EMD para $x(t)=0.3 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 350t)+0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 450t)$.

Las 6 primeras IMFs corresponderían al tono de 450Hz. Por lo que juntándolas nos daría:

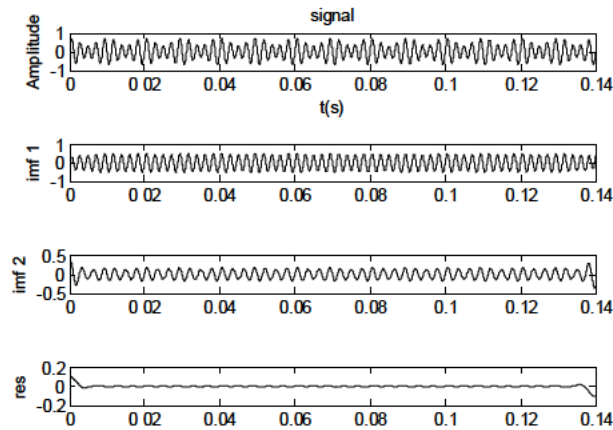


Figura IV.23. IMFs correspondientes a la agregación de IMF1-6 (nueva IMF 1) e IMF 7 (nueva IMF 2) de la figura IV.22.

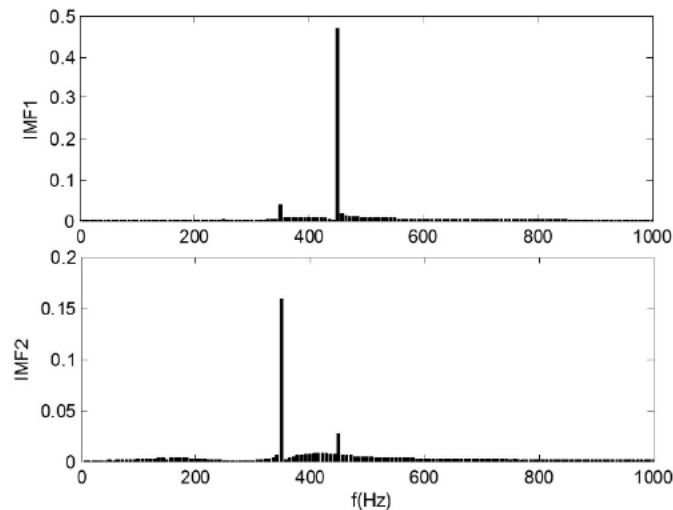


Figura IV.24. Espectro FFT de las IMFs obtenidas por agregación de la figura IV.23.

La separación es mejor que la mostrada en las figuras IV.15-16, pero sigue mezclando los tonos. Un proceso posterior de demodulación sigue siendo necesario.

5.4.4. Otras mejoras en el proceso de EMD

En el artículo (Rato et al. 2008) se hace un análisis de los problemas de la EMD centrándose en la localización de los extremos, la interpolación de los mismos, los efectos de borde, el proceso de extracción de la media de la envolvente y los criterios de parada para la extracción de la IMF.

Como mejoras al proceso se plantean varias. En primer lugar se considera una interpolación parabólica para definir de forma más precisa la posición de los extremos, que debido al muestreo podrían tener una diferente localización. Aunque es una mejora, lo cierto es que salvo en el caso de tener frecuencias de muestreo muy bajas para componentes en frecuencia altas la mejora no resulta apreciable.

En cuanto a los efectos de borde, se lleva a cabo una extrapolación de los extremos que consigue mejorar su computación. Concretamente se supone lo siguiente, por ejemplo aplicado a los extremos a extrapolar previos a la señal:

- Se obtiene el primer máximo M_1 y mínimo m_1 y su posición en el tiempo T_1 y t_1 . Asumamos por ejemplo que $T_1 > t_1$.
- Se extrapola un máximo: $M_0 = M_1$ situado en $T_0 = -t_1$, y un mínimo $m_0 = m_1$ situado en $t_0 = -T_1$

Para los extremos al final de la señal es similar, pero sumando los tiempos en vez de restarlos. Gráficamente puede verse en la siguiente figura, para los extremos en el inicio:

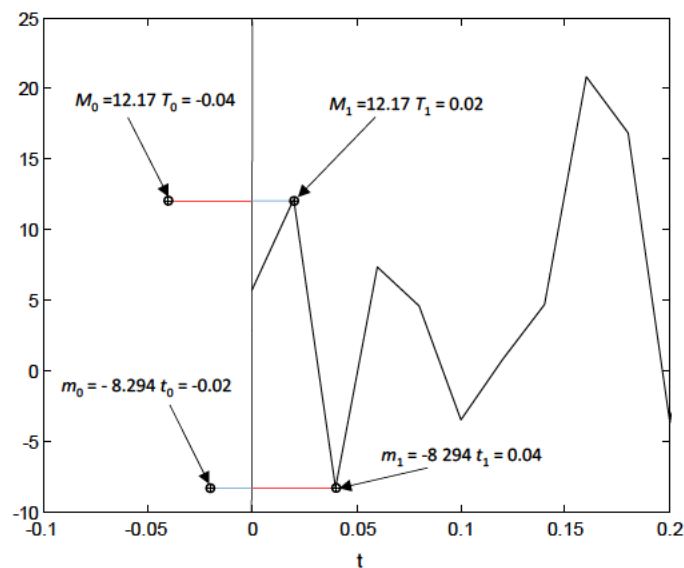


Figura IV.25. Ejemplo de cálculo de los extremos para mitigar los efectos de borde. En la imagen se muestra los extremos extrapolados al inicio de la onda.

Con ello se consigue mitigar los efectos de borde respecto de llevar a cabo una extrapolación mediante la copia en simetría de los últimos puntos.

En cuanto al proceso de EMD se plantea modificar el punto 4 explicado en IV.5.2 introduciendo un coeficiente $0 < \alpha < 1$ en la extracción de la media de envolventes como:

$z_i(t) = x(t) - \alpha \cdot m(t)$. Siendo α el coeficiente de correlación entre $x(t)$ y $m(t)$. Los autores afirman que se consigue obtener un algoritmo más estable a costa de un mayor tiempo de computación.

Con respecto al criterio de parada para elegir el número máximo de IMFs a extraer y evitar el sobreentrenamiento se define un ratio entre la energía de la señal antes de ser sometida a EMD y la energía de la media de las envolventes, si el ratio sobrepasa un umbral definido en dB se deja de iterar. El umbral se define tanto para la extracción de las IMFs como para el residuo. Es una forma indirecta de limitar el número de IMFs a obtener y el número de iteraciones necesario.

A modo de comparación entre la descomposición (Flandrin 2012) y (Rato et al. 2008) se probó una señal a la que se le añadió algo de ruido blanco:

$$x=0.9*\text{sen}(2*\pi*50*t+0.1)+0.2*\text{sen}(150*2*\pi*t)+0.35*\text{cos}(350*2*\pi*t) + \text{ruido}.$$

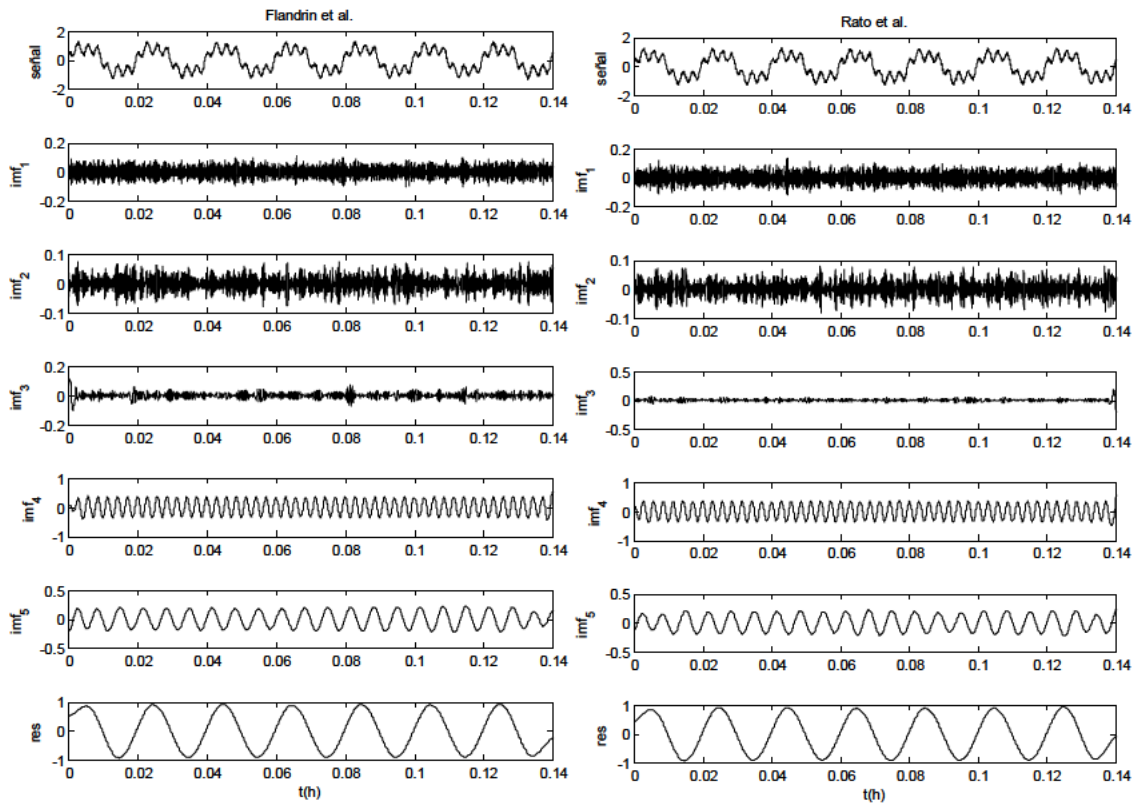


Figura IV.26. Comparación entre métodos EMD. Los umbrales de iteración para Rato et al. fueron de 30dB.

La descomposición es similar mejorando en el caso de (Rato et al. 2008) los efectos de borde. Sin embargo, ambas no están exentas de problemas debido a la naturaleza no analítica de EMD. En ambos casos, la variabilidad del ruido puede provocar que la

descomposición se vea alterada y en el caso de (Rato et al. 2008) una elección de umbral diferente puede llevar a una sobre iteración, por ejemplo escogiendo 50dB:

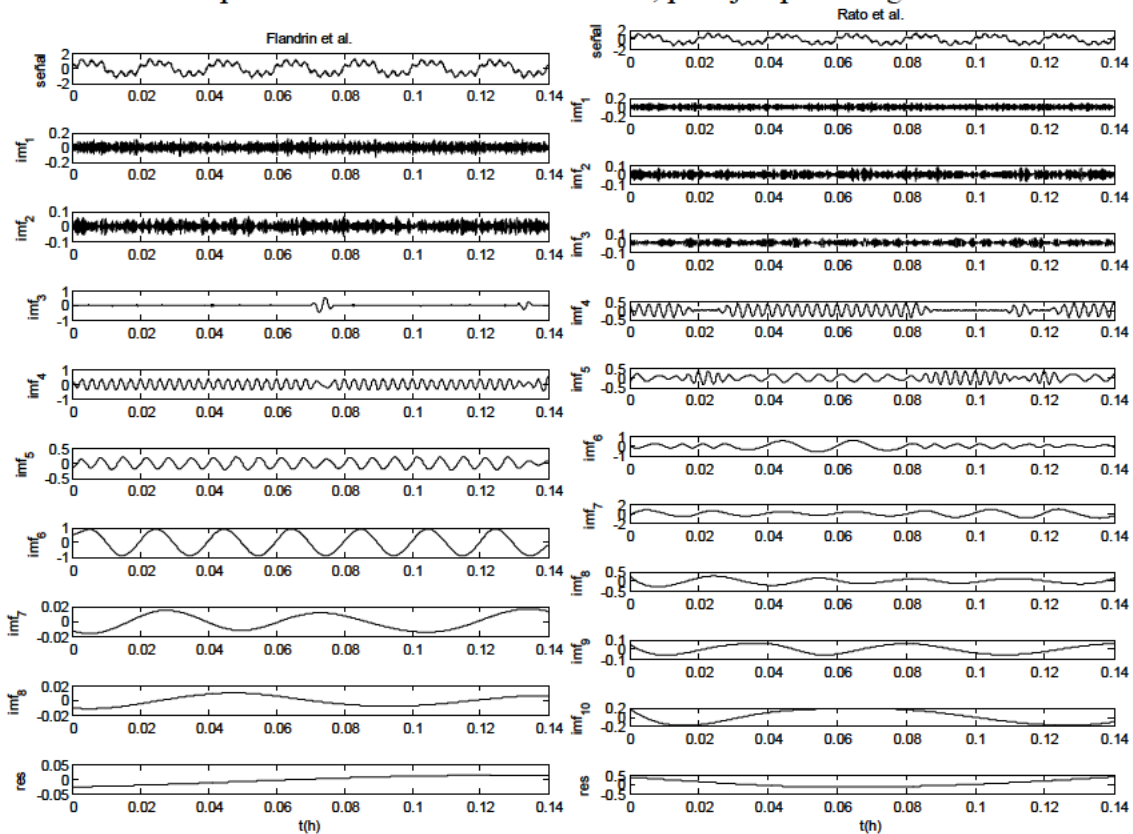


Figura IV.27. Comparación entre métodos EMD. La señal es la misma salvo en la variación aleatoria del ruido blanco añadido. Los umbrales de iteración para Rato et al. fueron de 50dB.

Como se observa en ambos casos hay componentes cruzadas y sobreextracción. Se escoja un método u otro no se está exento del ajuste de parámetros, cuya óptima elección no deja de ser heurística. En el capítulo V mostraremos algunas de las soluciones adoptadas para intentar mitigar dicha variabilidad inherente al método.

5.5. Aplicaciones

El método EMD se desarrolló inicialmente en 1995 específicamente para el estudio de la evolución de las ondas superficiales de agua por Norden E. Huang con la colaboración y la guía de los profesores Theodore Y. Wu y Owen M. Philips de las Universidades de Caltech y Johns Hopkins respectivamente. Su uso principal ha estado relacionado con aplicaciones geofísicas: análisis meteorológico, variabilidad climática, corrección de satélites, temperatura del aire superficial en la atmósfera, olas oceánicas...; aplicaciones de seguridad estructural: detección de daño estructural, monitorización de la salud estructural de puentes...; análisis de imagen (Huang, Shen 2005).

En cuanto a sistemas eléctricos de potencia se ha utilizado para diversas aplicaciones que veremos en los siguientes subpuntos.

5.5.1. Aplicación a calidad de potencia

En el artículo (Senroy, Suryanarayanan 2007) además de presentar la modificación de EMD mediante máscaras obtenidas por análisis FFT (M-EMD), se presenta una aplicación para análisis de calidad de potencia. El conjunto del método de análisis se puede ver en el siguiente esquema que presenta la combinación de M-EMD y la demodulación de los resultados de esta:

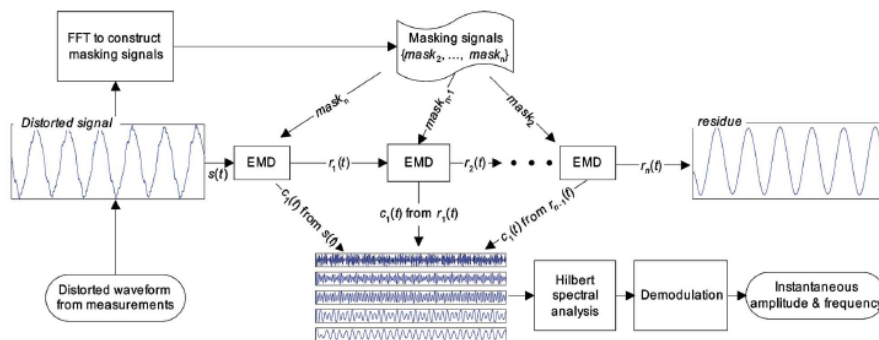


Figura IV.28. Esquema de análisis para el análisis de señales de onda mediante la combinación de M-EMD y demodulación. Fuente (Senroy, Suryanarayanan 2007) Copyright © 2007, IEEE.

Para probar el método se utilizó como onda de análisis la corriente de energización de un transformador de subestación eléctrica de 4160/440V y 3.75MVA. En la siguiente imagen puede verse la misma junto con su espectro FFT:

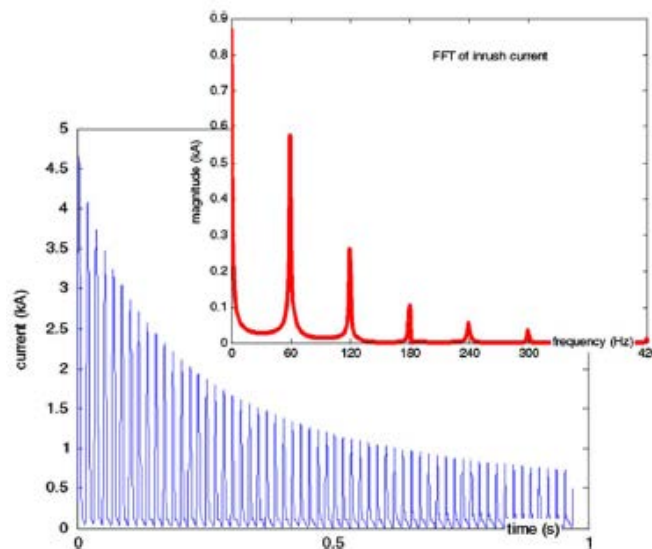


Figura IV.29. Corriente de energización de un trafo de 4160/440V y 3.75MVA y su espectro FFT. Fuente (Senroy, Suryanarayanan 2007) Copyright © 2007, IEEE.

A partir del espectro FFT se construyen las máscaras de la tabla IV.4:

Tabla IV.4. Valores característicos de las máscaras a utilizar.

IMF	Amplitud de la señal de máscara (M_k)	Frecuencia de la señal de máscara (Hz)	Frecuencia buscada (Hz)
1	0.25	540	300
2	0.50	420	240
3	0.50	300	180
4	1.25	180	120

La IMF1 es desestimada por su baja magnitud y se analizan el resto de IMFs obteniéndose:

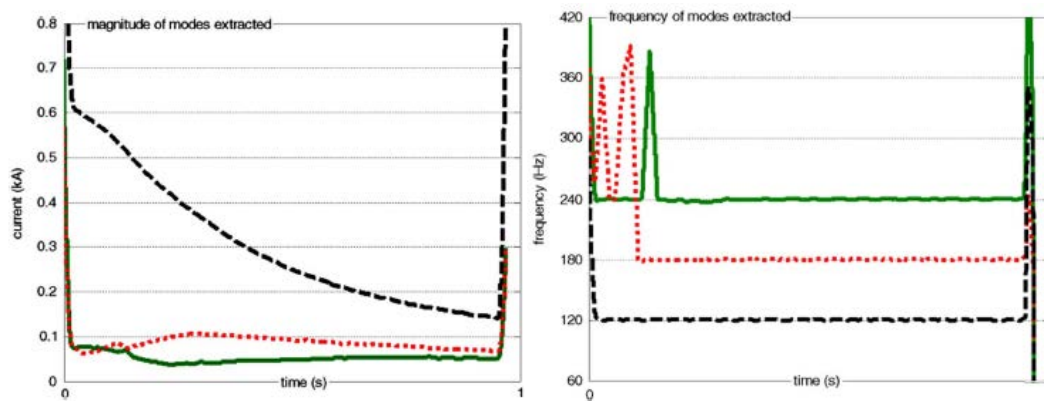


Figura IV.30. Amplitudes y frecuencias instantáneas para las IMFs 2-4 extraídas a partir de la corriente de energización de la fase C. Fuente (Senroy et al. 2007) Copyright © 2007, IEEE.

Como se observa, cuando la magnitudes de las componentes son pequeñas y cercanas (señales de 180 y 240 Hz) se hace difícil obtener para todo instante con precisión la frecuencia instantánea. Asimismo, y como se analizó, este método depende en gran medida del ajuste óptimo de las características de las máscaras, obteniéndose resultados muy desiguales según se escojan estas. Una incorrecta parametrización de las máscaras puede dar lugar a resultados erróneos, pudiéndose obtener resultados en ocasiones peores que sin la utilización de las mismas.

5.5.2. Oscilaciones interárea

En (Messina, Vittal 2006, Laila et al. 2009, Prince et al. 2011) se analiza el fenómeno de las oscilaciones de frecuencia que aparecen en un SEP por variaciones en los flujos de potencia. Ambos artículos aparecen relatados en este punto según el tipo de descomposición EMD que aplican.

Estándar EMD

En (Messina, Vittal 2006) se aplica la HHT para analizar las características de una red que abarca 6 áreas del suroeste norteamericano para detectar y cuantificar el efecto de la interacción de los modos electromecánicos no lineales del sistema en la evolución en el tiempo de las oscilaciones interárea.

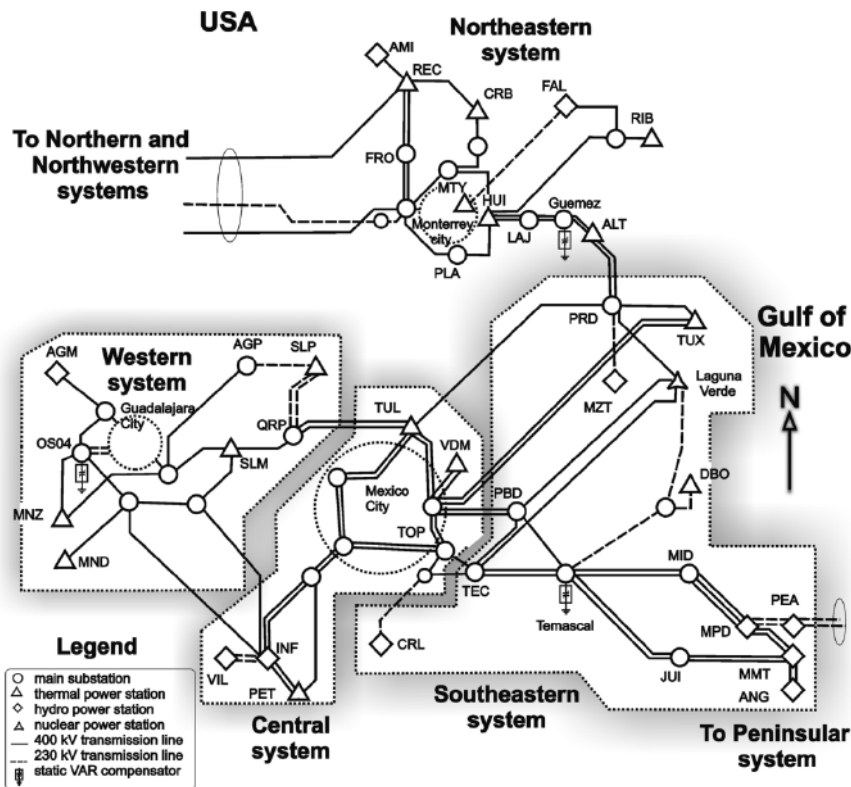


Figura IV.31. Sistema eléctrico de potencia considerado (SEP). Fuente (Messina, Vittal 2006) Copyright © 2006, IEEE.

En el artículo se prueban dos escenarios de simulación diferentes:

- Caso A: fallo en la unidad 1 de la central nuclear de Laguna Verde (650MW)
- Caso B: fallo simultaneo en dos líneas de transporte de 400KV críticas, la que une el punto MMT con JUI y la que une Temascal (TMD) con PBD.

El análisis modal tras los fallos identifica varios modos de frecuencia debido a la interacción de las máquinas del sistema:

- Dos modos de 0.32 y 0.52 Hz representando la interacción de las máquinas de los sistemas del norte y sur; y las del este, centro y oeste respectivamente.

- Tres frecuencias más altas de 0.62, 0.77 y 0.92 Hz representando la interacción localizada de las máquinas en los sistemas del norte y el sur.

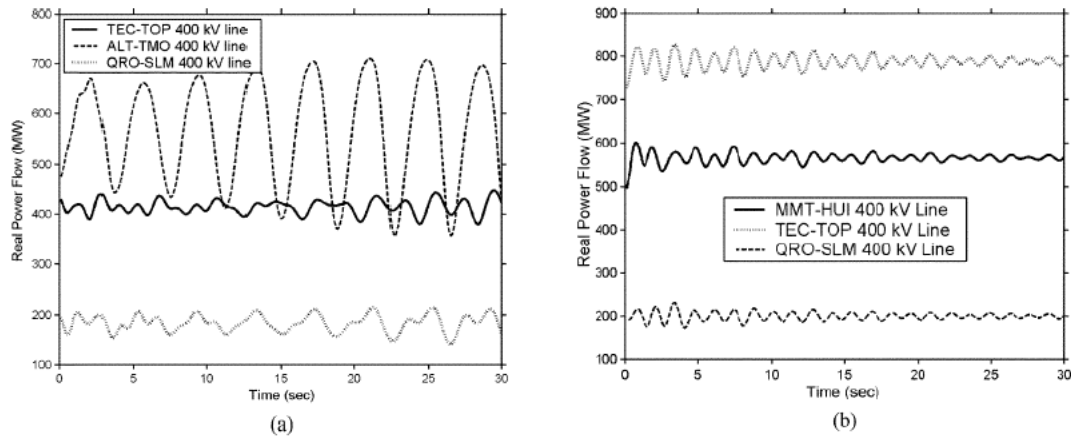


Figura IV.32. Respuesta del sistema a contingencias críticas (a) Caso A, (b) Caso B. Fuente (Messina, Vittal 2006) Copyright © 2006, IEEE.

Para cotejar los resultados se analizan los modos en frecuencia mediante FFT:

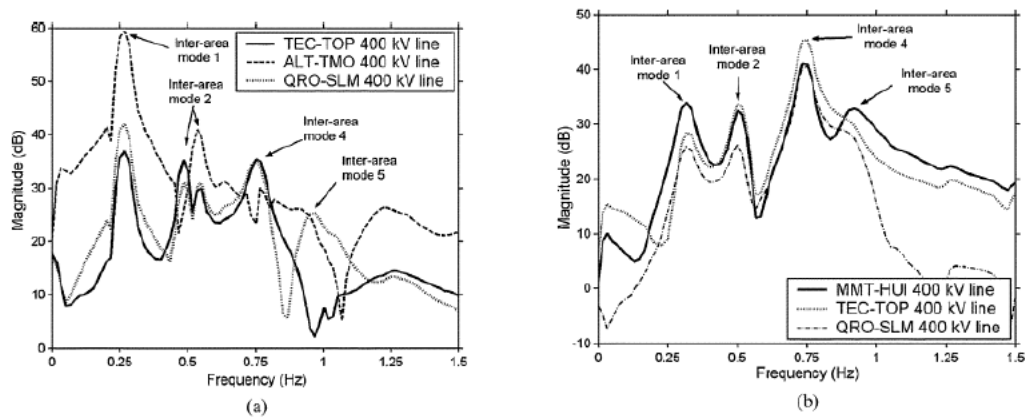


Figura IV.33. Análisis por FFT de la potencia activa en diversas líneas para los casos de estudio A y B. (a) Caso A, (b) Caso B. Fuente (Messina, Vittal 2006) Copyright © 2006, IEEE.

En el artículo se lleva a cabo el análisis mediante HHT de las distintas líneas. Para abreviar aquí sólo mostraremos una de ellas:

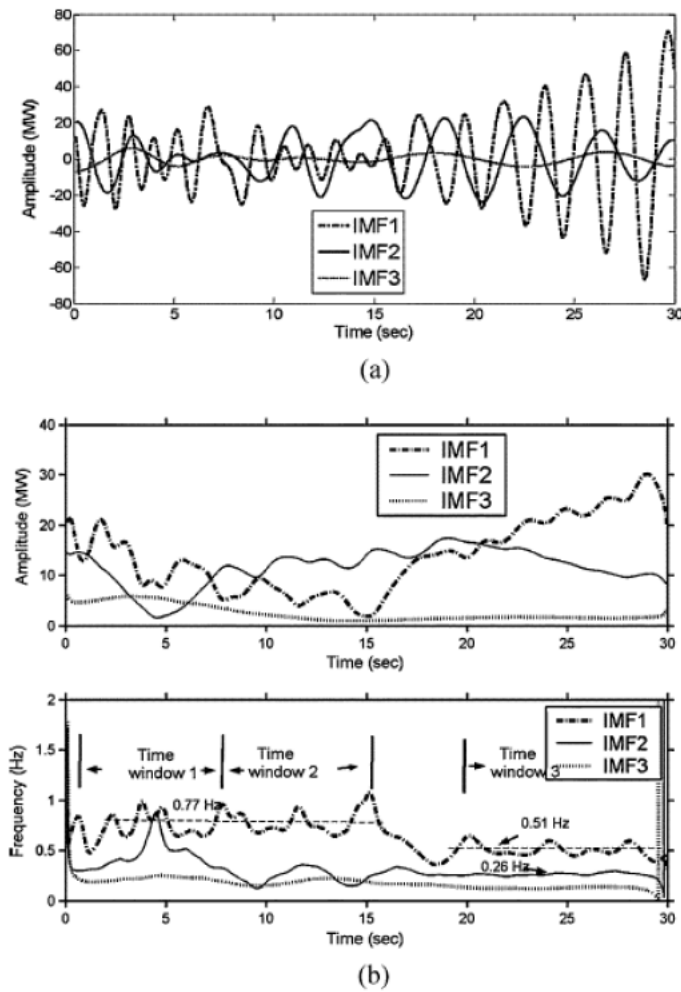


Figura IV.34. Línea TEC-TOP (Caso A). (a) IMFs, (b) Valores instantáneos. Fuente (Messina, Vittal 2006) Copyright © 2006, IEEE.

Para cotejar los resultados de forma más fiable se realiza la comparación mediante WFT utilizando las ventanas de tiempo mostradas en la figura anterior, donde la frecuencia instantánea tiene un carácter de oscilación cuasi estacionario, obteniéndose:

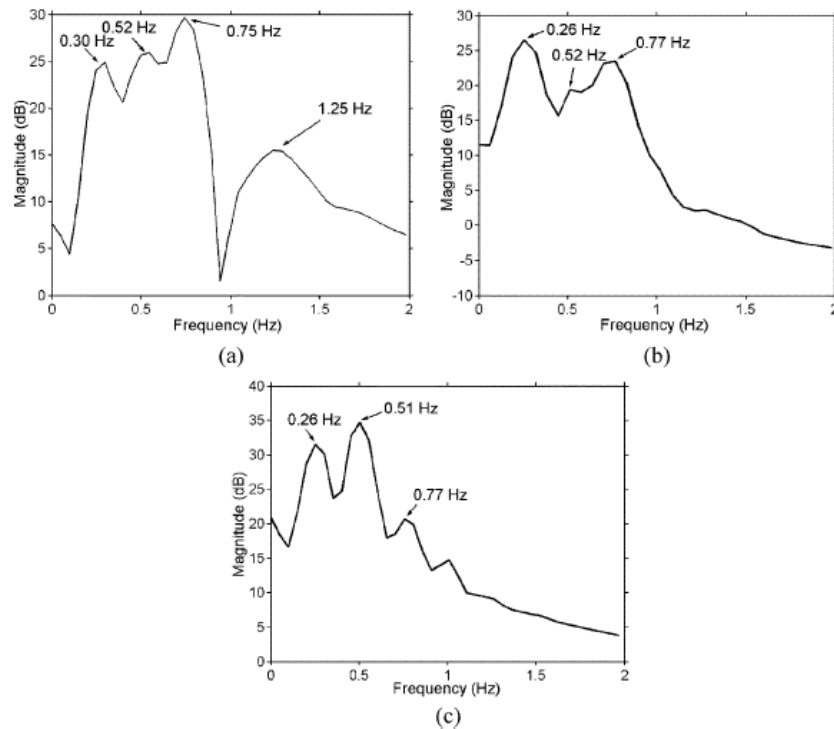


Figura IV.35. WFT de la IMF1 de la señal de potencia de la línea TEC-TOP. Caso A. (a) Ventana 1, (b) Ventana 2, (c) Ventana 3. Fuente (Messina, Vittal 2006) Copyright © 2006, IEEE.

Como se observa en las imágenes anteriores, la identificación de los modos se hace mediante la indicación de líneas de tendencia sobre la frecuencia instantánea sin ninguna referencia a cómo se han calculado. En un caso real, sin conocer los valores propios del sistema, esta identificación puede resultar mucho más difícil de realizar. Además, de la observación de las IMFs se infiere claramente el carácter multicomponente de estas, por lo que aunque se identifica mediante la línea de tendencia uno de los tonos presentes no se puede detectar los otros tonos presentes correspondientes a otros modos como sí que realiza WFT en las ventanas analizadas. Tonos que en la mayoría de las ocasiones tienen un valor de magnitud tan significativo como el inferido del análisis de los valores instantáneos mediante la HHT.

Resumiendo, aunque en el artículo se muestra como una herramienta útil para el análisis de las oscilaciones de potencia interárea debido a contingencias del sistema, éste no se realiza con la precisión debida y requiere de la interpretación y supervisión de los resultados por parte de un experto para poder detectar los modos del sistema.

R-EMD

En (Laila et al. 2009) se aplica la HHT mediante máscaras calculadas con FFT. En el artículo, los autores presentan la mejora del algoritmo de máscaras comentado en el punto anterior, redefiniéndolo como R-EMD. Primero prueban el método con una señal sintética de 2 tonos y posteriormente se prueba para analizar el modelo de simulación del artículo anterior sobre oscilaciones interárea en el suroeste norteamericano (Messina, Vittal 2006). En esta ocasión se toma el caso A explicado en el subpunto anterior (fallo en la unidad 1 de Laguna Verde) y se analiza la línea TEC-TOP

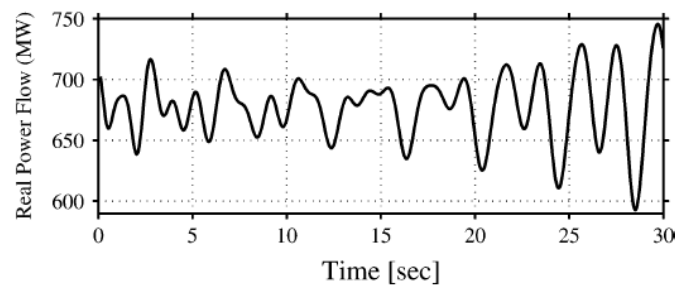


Figura IV.36. Oscilaciones de potencia debidas a la pérdida de la unidad 1 de Laguna Verde. Fuente (Laila et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Obteniéndose unas IMFs mediante R-EMD:

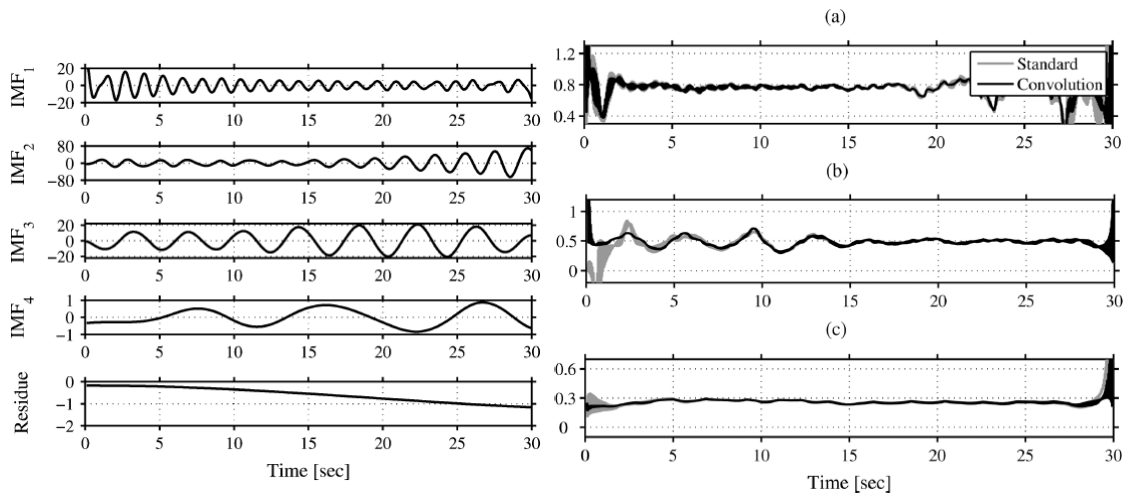


Figura IV.37. Descomposición R-EMD (izquierda) y frecuencia instantánea (derecha: (a) $f(t)$ IMF₁, (b) $f(t)$ IMF₂, (c) $f(t)$ IMF₃). Fuente (Laila et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Estos valores coinciden de mejor manera con los valores propios del sistema de 3 de los modos 0.77 Hz, 0.52 Hz y 0.29 Hz, por lo que el método mejora los resultados del artículo anterior. Sin embargo, la falta de generalidad del algoritmo R-EMD como ya se comentó al analizarlo en el punto V.5.4.3 y la aplicación a datos simulados no reales dejan dudas

sobre su comportamiento ante otros tipos de señales con una mayor contaminación de tonos.

T-EMD

En (Prince et al. 2011) se introduce y aplica el método T-EMD. En primer lugar se aplica a una señal sintética de tipo exponencial, para posteriormente analizar datos de frecuencia reales de una subestación eléctrica situada en Cordova, (Memphis, EE.UU). Los datos corresponden al 20 de Julio de 2005 cuando una perturbación de la red resultó en la siguiente variación de la frecuencia:

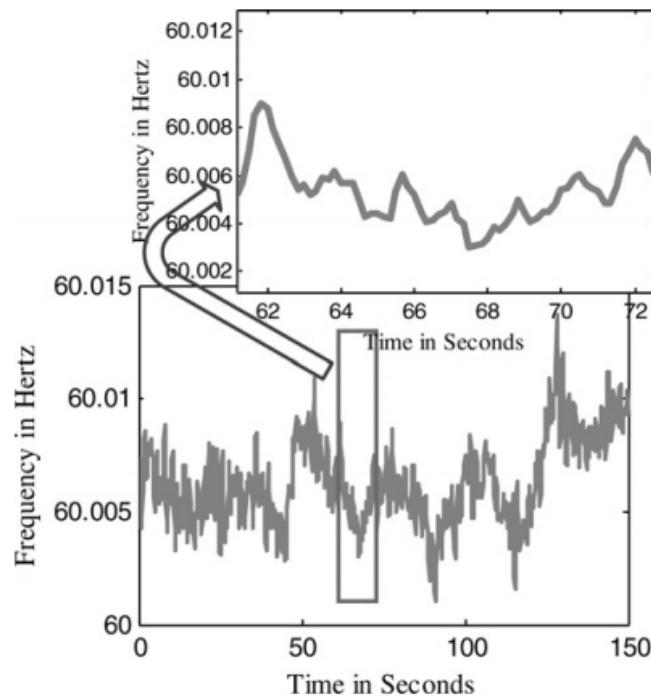


Figura IV.38. Perturbación de la frecuencia en la subestación de Cordova, Memphis, TN, EE.UU. El tiempo analizado es el ampliado. Fuente (Prince et al. 2011) Copyright © 2011, IET⁴.

La frecuencia instantánea resultado de aplicar M-EMD y T-EMD pueden verse en las siguientes gráficas:

⁴ Reproduced by permission of the Institution of Engineering & Technology Full acknowledgment to the Author, Title and date of the original work.

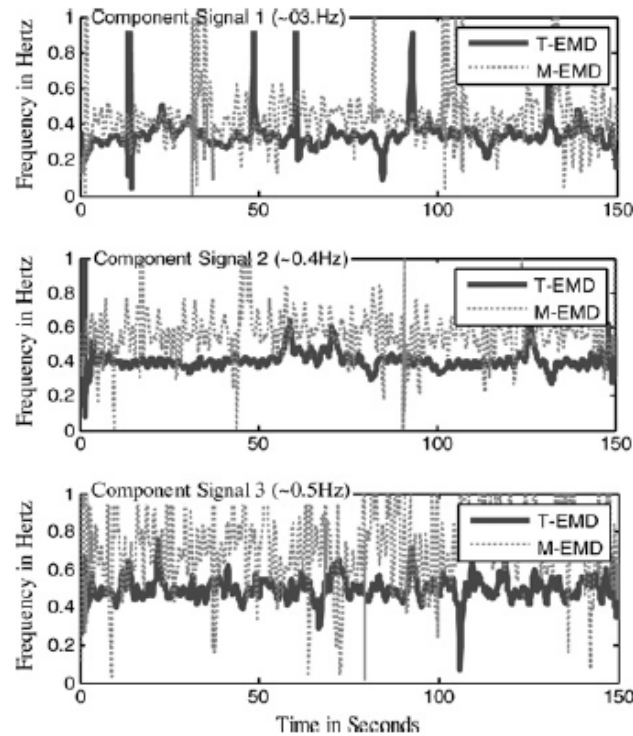


Figura IV.39. Frecuencia instantánea para las primeras 3 IMFs obtenidas mediante M-EMD y T-EMD. Fuente (Prince et al. 2011) Copyright © 2011, IET⁵.

Como se observa, la oscilación de la frecuencia es mucho menor para el caso de extracción con T-EMD. En el artículo también se analiza otra oscilación sufrida en la red del norte de la India, obteniéndose buenos resultados.

Sin embargo, como los propios autores indican, el proceso de ajuste de las máscaras se realiza de modo heurístico haciendo referencia al artículo (Senroy, Suryanarayanan 2007).

Conclusiones

En las pruebas realizadas al analizar el método (punto V.5.4.1), se vio que la variabilidad del mismo, en función de los parámetros de ajuste era grande, por lo que ajustar los parámetros es difícil sin un conocimiento previo de los resultados buscados. Esto hace difícil su aplicación desde el punto de vista práctico, ya que requiere elegir los parámetros mediante un procedimiento de ensayo/error hasta que el resultado es acorde a lo buscado.

⁵ Reproduced by permission of the Institution of Engineering & Technology Full acknowledgment to the Author, Title and date of the original work.

Si los parámetros elegidos son equivocados, el resultado obtenido puede desviarse del original, más inclusive que aplicando el algoritmo directamente sin máscaras. Además, su aplicación en condiciones de ondas con mayor contenido armónico o con ruido (punto de mejora propuesto por los propios autores en su artículo) es mucho más difícil.

5.5.3. Aplicación a máquinas eléctricas

Son diversas las aplicaciones relacionadas con HT o HHT a máquinas eléctricas rotativas. En este punto comentaremos algunas de ellas relacionadas con la detección de fallos en motores asíncronos y síncronos. Ambos se basan en la presencia de una componente de frecuencia en la corriente del rotor cuando se produce una rotura en las barras de la jaula de ardilla o del devanado amortiguador. En ellos, no se utiliza una modificación de HT o HHT, sino que demuestran la capacidad de aplicación a pesar de sus limitaciones, como el efecto de borde o la naturaleza no analítica de EMD.

HT

En (Puche-Panadero et al. 2009) se utiliza la HT para el análisis de la firma de carga de la corriente de un motor de inducción (Motor Current Signature Analysis MCSA). Se busca detectar fallos en el motor, barras rotas fundamentalmente, en condiciones de bajo deslizamiento o vacío, donde son especialmente difíciles de detectar. La rotura de las barras del rotor puede detectarse mediante la monitorización de la corriente del estator y la detección de bandas de frecuencia alrededor de la de suministro a razón de:

$$(IV.37) \quad f_{sb} = f_1(1 \pm 2s)Hz$$

Siendo f_1 la frecuencia de alimentación del estator y s el deslizamiento. De hecho la componente de frecuencia asociada al fallo viene dada por la variable denominada $I_{Hilbert}$ que corresponde a la oscilación media de la amplitud instantánea:

$$(IV.38) \quad I_{Hilbert} = |I_{fase} + j \cdot HT(I_{fase})| - \overline{|I_{fase} + j \cdot HT(I_{fase})|}$$

Obviando el inicio y final de la señal, para evitar los efectos de borde al calcular HT. En el artículo sólo se usa la mitad central del total de los puntos muestreados, para evitar este efecto de borde que contaminaría el resultado.

En la parte experimental, para comprobar la herramienta, se utiliza un motor asíncrono trifásico de 1.1KW en distintas condiciones de carga. Se muestrea la señal y se analiza en un ordenador mediante HT. En la siguiente tabla se resumen los experimentos realizados:

Tabla IV.5. Experimentos realizados al motor para el MCSA. Fuente (Puche-Panadero et al. 2009) Adaptación.

Motor	Carga	Velocidad (rpm)	Deslizamiento (%)	2sf ₁ (Hz)	f ₁ ±2sf ₁ (Hz)
Sin fallo	No	1497.9	0.19	0.19	-
Con una barra rota	No	1498.8	0.20	0.20	49.86 50.26
	Baja	1492.5	0.61	0.61	49.44 50.66
	Media	1456.2	2.96	2.96	47.04 52.98
	Máxima	1407.6	6.16	6.16	43.84 56.16

Analizando el espectro Fourier de la corriente obtenida con HT se obtiene el valor de las bandas de frecuencia paralelas debidas al fallo.

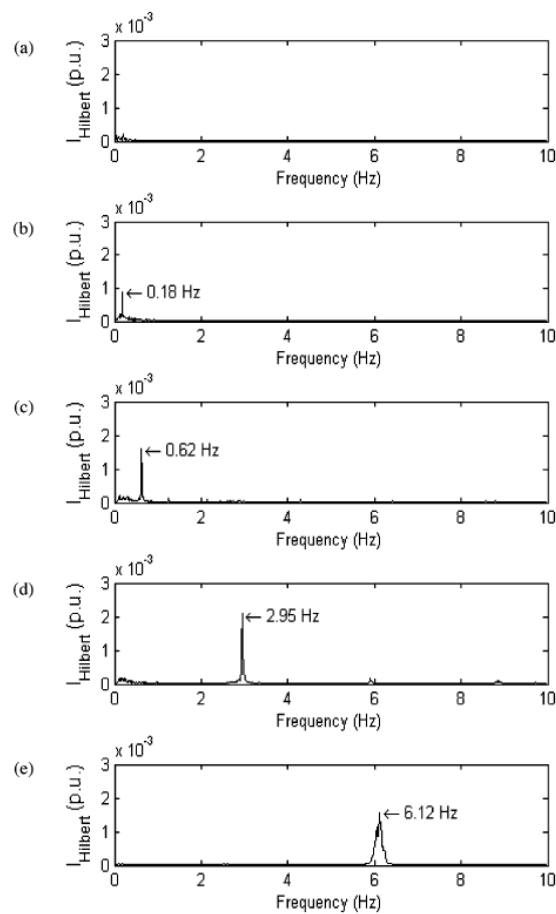


Figura IV.40. Espectro de Fourier de $I_{Hilbert}$ para las cinco condiciones de carga: a) Sano sin carga, b) Roto sin carga, c) Roto carga baja, d) Roto carga media y e) Roto carga máxima. Fuente (Puche-Panadero et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

EMD

En (Antonino-Daviu et al. 2009) se utiliza HHT para el análisis de la corriente de arranque de un motor asíncrono con el fin de detectar igualmente fallos en el rotor. En el artículo se compara la DWT con HHT como herramientas para ello.

En el artículo se analiza la corriente de arranque para determinar la banda de frecuencia paralela armónica izquierda (Left Sideband Harmonic LSH). Las características de esta componente durante el arranque experimentan una variación en la frecuencia y amplitud a lo largo del tiempo:

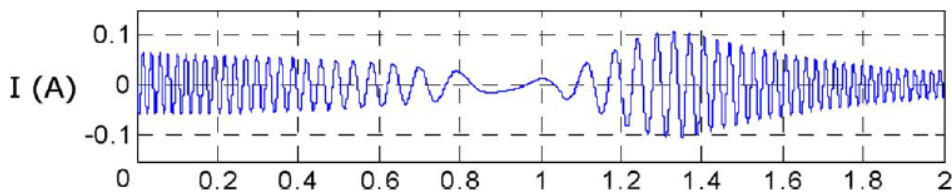


Figura IV.41. Evolución de la componente LSH de la corriente de arranque de un motor de inducción trifásico. Fuente (Antonino-Daviu et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

Al principio, la frecuencia de LSH coincide con la de alimentación, pero al disminuir el deslizamiento esta se reduce hasta cero, para posteriormente volver aumentar a un valor cercano a la frecuencia de alimentación. En cuanto a la amplitud, primero desciende hasta aproximadamente un deslizamiento de 0.5, luego aumenta por encima de su valor permanente para posteriormente alcanzarlo.

En el artículo se analizan seis transitorios distintos:

Tabla IV.6. Distintos casos de estado de motor considerados en (Antonino-Daviu et al. 2009) Adaptación.

Caso	Motor	Carga
q ₁	Sin fallo	No
q ₂	Una barra rota	No
q ₃	Dos barras rotas	No
q ₄	Sin fallo	Sí
q ₅	Una barra rota	Sí
q ₆	Dos barras rotas	Sí

De los que se extraen mediante EMD las IMFs. En la segunda IMF aparece gran parte de la LSH tal como puede verse en la próxima figura:

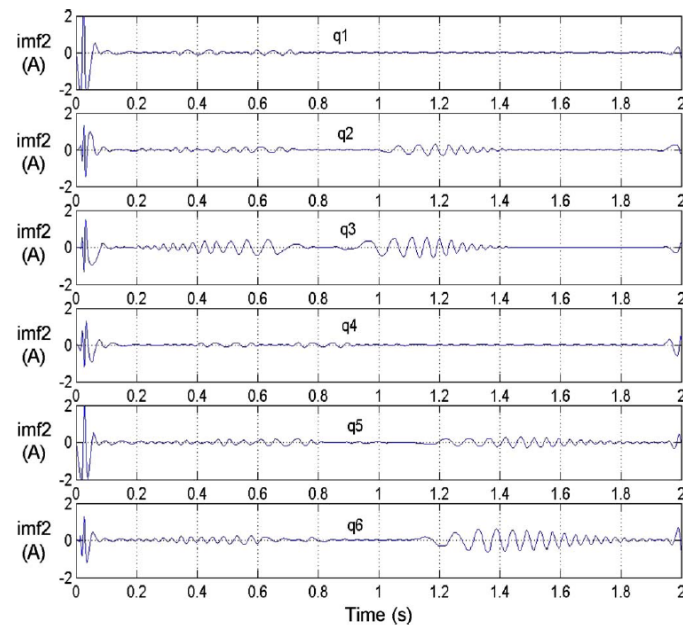
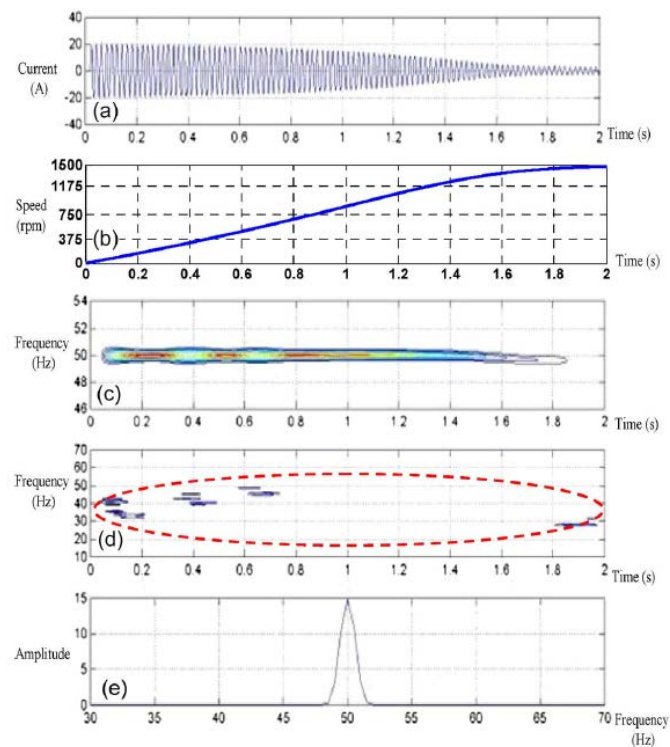
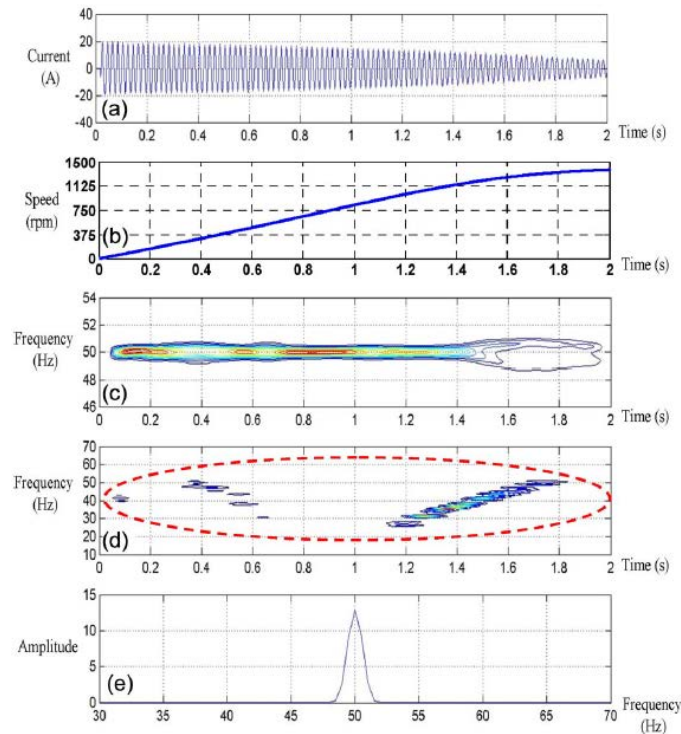


Figura IV.42. IMF2 para los 6 casos analizados. Fuente (Antonino-Daviu et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

En las siguientes figuras se puede apreciar los resultados obtenidos mediante el análisis de las IMFs, Para no extendernos en demasía sólo se mostrará los casos q_1 y q_5 .



q_1



q5

Figura IV.43. Análisis de los caso 1 y 5. Siendo a) la corriente de alimentación, b) la velocidad, c) HSA de IMF1, d) HSA de IMF2 y e) la densidad del espectro de potencia de la señal. . Fuente (Antonino-Daviu et al. 2009) Copyright © 2009, IEEE.

De la observación de las gráficas se deduce que la componente fundamental se encuentra en la IMF1, mientras que la IMF2 contiene las componentes por debajo de la frecuencia fundamental (50Hz). El contenido armónico de IMF2 es mucho mayor en el caso de que el rotor tenga rotura, observándose por el color de las amplitudes la evolución cercana a la LSH teórica.

En conclusión el artículo muestra la capacidad de HHT como herramienta de análisis en fallos de motores de inducción. Sin embargo, no evita indicar las limitaciones del método tales como la dificultad de interpretación física del HSA debido a la naturaleza no analítica de EMD que no garantiza siempre la correcta extracción de las componentes de frecuencia o los problemas de efecto de borde. No obstante, HHT tiene la ventaja de no depender de la correcta elección de la wavelet madre y una mayor similitud con la LSH si la extracción de las IMFs se hace de forma correcta.

En otro artículo posterior (Antonino-Daviu et al. 2012) se analiza los problemas de las barras de los devanados amortiguadores de motores síncronos. El comportamiento del devanado amortiguador del motor síncrono durante el arranque es similar a la jaula de

ardilla de un motor asíncrono. Así pues el proceso se basa en la detección de la LSH, al igual que en los artículos anteriores.

El artículo se basa en datos simulados y experimentales de un banco de pruebas de un par de motores síncrono de 5kVA con un devanado amortiguador constituido por 36 barras de cobre, uno de ellos con alta asimetría debida al daño deliberado de las barras y otro leve debido al proceso de fabricación y desgaste de uso.

En los tres casos se realiza la extracción de las IMFs mediante la EMD de la corriente de fase del estator y se analiza la IMF2 obteniéndose:

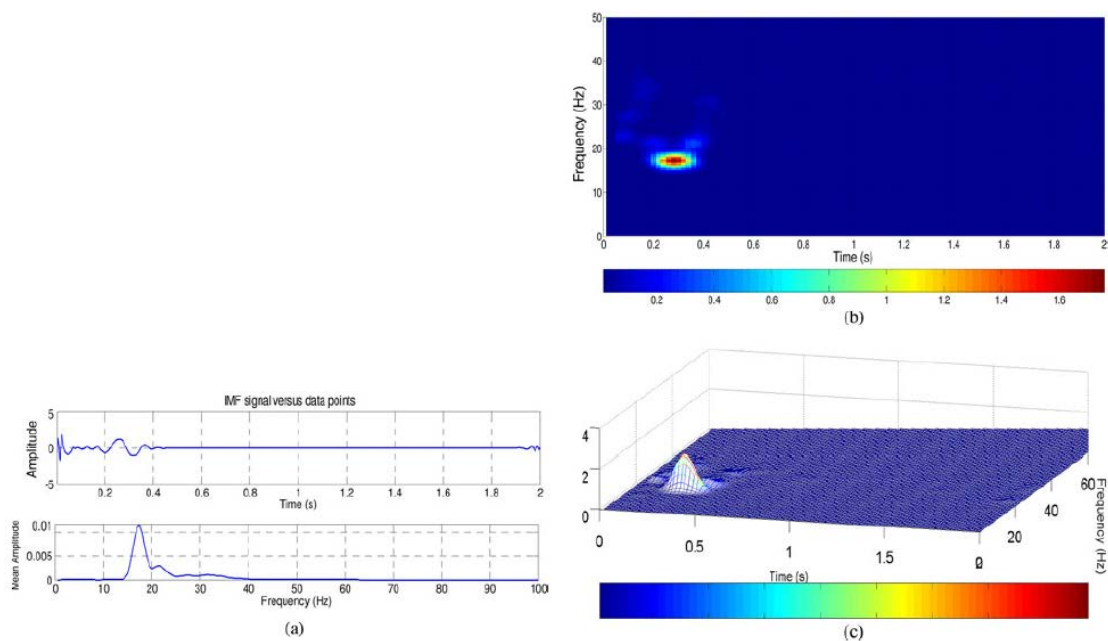


Figura IV.44. Caso 1 motor síncrono simulado, a) IMF2 b) HSA bidimensional de IMF2 c) HSA tridimensional de IMF2. Fuente (Antonino-Daviu et al. 2012) Copyright © 2012, IEEE.

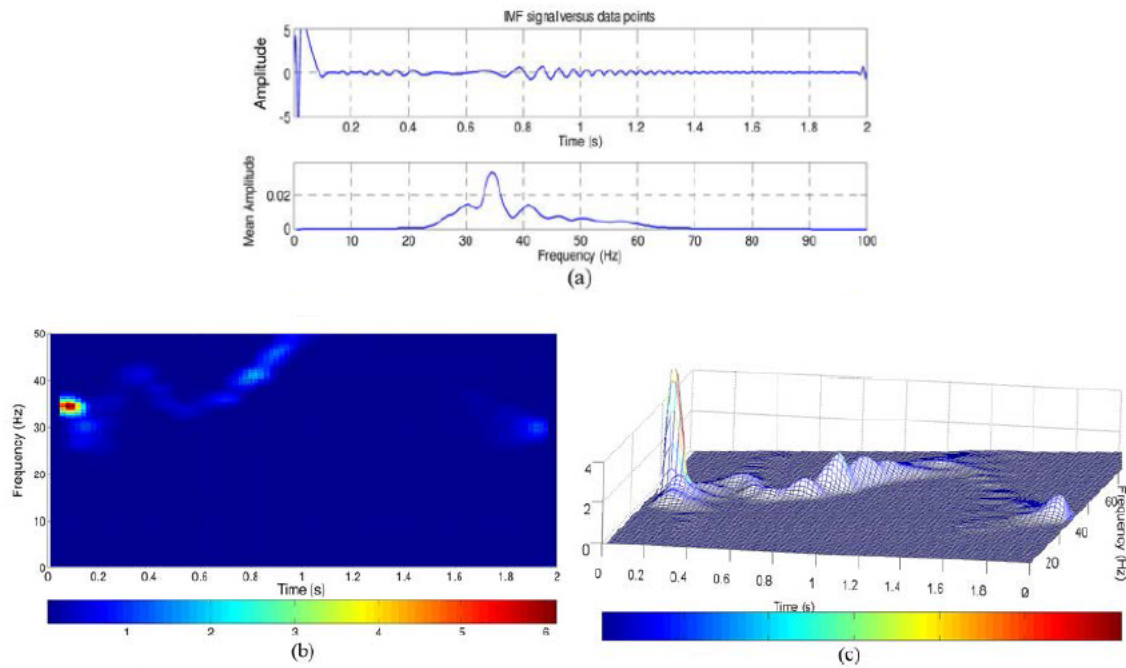


Figura IV.45. Caso 2 motor síncrono (baja asimetría), a) IMF2 b) HSA bidimensional de IMF2 c) HSA tridimensional de IMF2. Fuente (Antonino-Daviu et al. 2012) Copyright © 2012, IEEE.

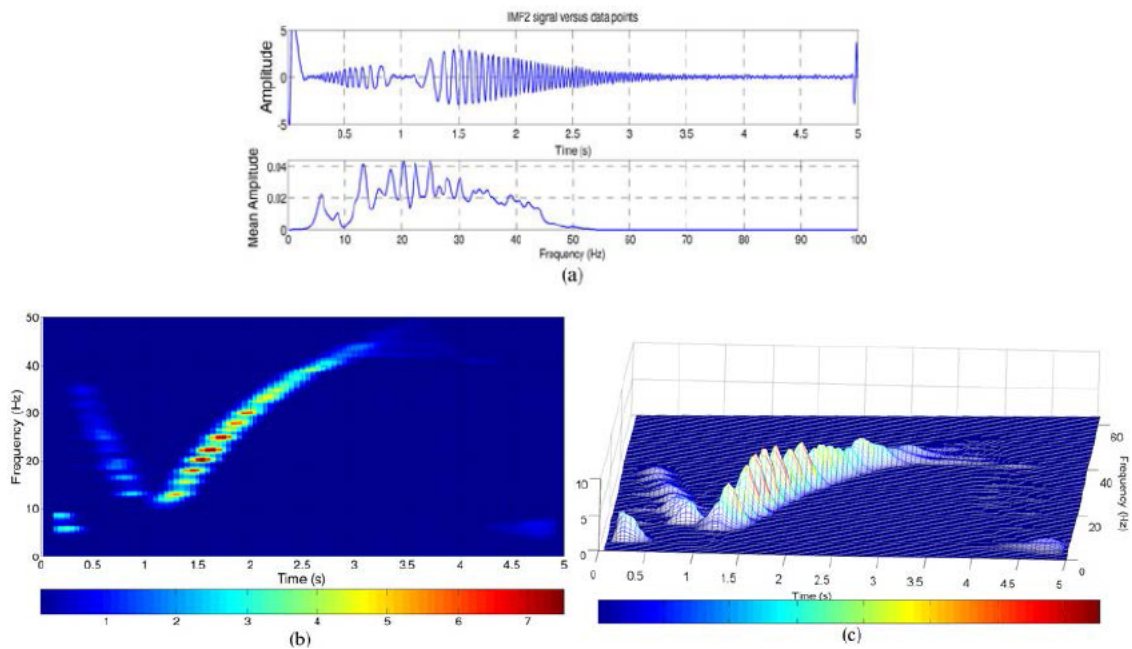


Figura IV.46. Caso 3 motor síncrono (alta asimetría), a) IMF2 b) HSA bidimensional de IMF2 c) HSA tridimensional de IMF2. Fuente (Antonino-Daviu et al. 2012) Copyright © 2012, IEEE.

Pudiéndose apreciar fácilmente que a mayor asimetría de las barras el contenido en frecuencia y amplitud de la IMF2 aumenta.

El artículo no aporta nueva información sobre el método HHT, salvo por la diferente representación del HSA como tridimensional. Teniendo por tanto las mismas ventajas e

inconvenientes que los anteriores. Se demuestra no obstante, la utilidad de HT y HHT en máquinas eléctricas sin la necesidad de acudir a máscaras u otras soluciones.

5.5.4. Cuadro resumen

En el siguiente cuadro aparecen de modo esquemático las características fundamentales de los artículos de la bibliografía analizados:

Tabla IV.7. Tabla resumen de las aplicaciones de HT y modificaciones de mejora propuestas en la bibliografía.

Referencia	Objetivo	No EMD	Método			
			EMD	M-EMD	R-EMD	T-EMD
Senroy	Calidad de potencia			x		
Messina	Oscilaciones interárea		x			
Laila	Oscilaciones interárea				x	
Prince	Oscilaciones interárea					x
Puche	Máquinas eléctricas	x				
J.A.1	Máquinas eléctricas		x			
J.A.2	Máquinas eléctricas		x			

5.6. Conclusiones

Tal y como hemos visto la HHT resulta una herramienta apropiada para el análisis de señales que tengan carácter oscilatorio y no lineal o no estacionario, habiéndose aplicado con éxito en el análisis de distintos problemas eléctricos. Sin embargo, no se encuentra exenta de problemas que limitan su utilización. El carácter algorítmico de la EMD hace que su aplicación práctica dependa de la naturaleza de los datos de origen. Las soluciones propuestas en la bibliografía mejoran el algoritmo original desarrollado por N.E. Huang, pero siguen dejando margen a la mejora. En el siguiente capítulo se estudiará las distintas posibilidades que se proponen como mejora de la aplicación de la HT a series de datos.

Capítulo V. MEJORAS DESARROLLADAS PARA LA APLICACIÓN DE LA TRANSFORMADA HILBERT

Índice capítulo

1.	Introducción.....	V-1
2.	Frecuencia instantánea.....	V-1
2.1.	Aplicación a señales rectangulares	V-5
2.1.1.	Introducción.....	V-5
2.1.2.	Transformada de Hilbert para ondas rectangulares.	V-7
2.1.3.	Señal analítica $z(t)$ y fase instantánea $\theta(t)$	V-8
2.1.4.	Frecuencia media	V-10
2.1.5.	Transformada de Hilbert de una composición de dos ondas rectangulares V-11	
2.1.6.	Señal analítica $z(t)$ y fase instantánea $\theta(t)$ de una composición de dos ondas rectangulares	V-13
2.2.	Elección del tamaño de intervalo en el cálculo de la frecuencia característica de una señal	V-17
2.2.1.	Coeficiente de autocorrelación general: frecuencia media en un intervalo común	V-17
2.2.2.	Coeficiente de autocorrelación en tramos: Frecuencia media a intervalos variables.....	V-20
3.	Amplitud instantánea.....	V-21
3.1.	Determinación de duración de transitorio.....	V-22
3.1.1.	Método utilizado.....	V-22
3.1.2.	Prueba de componente oscilatoria simétrica	V-22

3.1.3.	Prueba de transitorio oscilatorio con varias componentes.....	V-23
3.2.	Determinación de anchos de pulso de señales rectangulares.....	V-27
3.3.	Determinación de la amplitud de señales rectangulares	V-29
4.	Mejora de la ortogonalidad mediante el análisis en frecuencia.....	V-32
4.1.	Introducción	V-32
4.2.	Problemas de una extracción no ortogonal.	V-32
4.3.	Método de corrección por energía.	V-36
4.3.1.	Frecuencia media de la señal	V-37
4.3.2.	Frecuencia energética de una IMF.....	V-38
4.3.3.	Unión de IMFs.....	V-40
4.3.4.	Conclusiones.....	V-46
5.	Herramientas auxiliares: Mapas auto-organizados de Kohonen (SOM).....	V-47
5.1.	Introducción	V-47
5.2.	Funcionamiento	V-47
5.3.	Aplicabilidad a la herramienta.....	V-49

1. Introducción

Una de las ventajas de analizar una señal mediante HT es la posibilidad de obtener una señal analítica compleja de la que obtener información de frecuencia y amplitud instantánea. Como se vio en el anterior capítulo, en el caso particular de señales con varias componentes, se hace preciso a priori conseguir una separación de la señal (EMD) en modos oscilantes de estrecho ancho de banda (IMFs). Esto permite poder estimar de forma precisa los valores instantáneos representativos de la señal. Sin embargo, no siempre es posible obtener IMFs válidas, debido a la naturaleza no analítica del método de descomposición y la carencia, a veces, de significación física de los modos extraídos por separado. Las propuestas en la bibliografía no llegan a solucionar del todo este problema, por lo que la aplicación del algoritmo de una forma general para los datos que se analizarán en esta tesis no es siempre lo suficientemente preciso, lo que puede llevar a la obtención de valores no característicos que desvirtúen el resultado. Por ello, en este capítulo se analiza los conceptos tratados anteriormente con el fin de poder extraer información que ayude a solucionar dichos problemas. Adicionalmente también se tratarán otras herramientas asociadas a la aplicación de la HT.

2. Frecuencia instantánea

Para obtener a partir de una señal real su frecuencia instantánea es preciso construir su señal analítica compleja mediante HT. Sin embargo, si la señal o las IMFs obtenidas mediante EMD poseen un ancho de banda amplio la señal analítica no garantiza su ortogonalidad y por tanto un buen cálculo de la frecuencia instantánea. En este punto demostraremos que aun cuando la señal tiene un amplio ancho de banda, debido a la presencia de varias componentes de frecuencia, es posible extraer importante información de la misma.

Por ejemplo, si tomamos de partida una señal sinusoidal de n tonos:

$$(V.1) \quad x(t) = \sum_{i=1}^{i=n} a_i \text{sen}(\omega_i \cdot t)$$

Podríamos construir su señal analítica como:

$$(V.2) \quad z(t) = x(t) + jH(x(t)) = a(t)e^{j\varphi(t)} = \sum_{i=1}^{i=n} a_i e^{j\varphi_i(t)}$$

La frecuencia instantánea se puede expresar:

$$(V.3) \quad f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} = \text{Im} \left(\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (a_i e^{j\omega_i t})}{\sum_{i=1}^{i=n} (a_i e^{j\omega_i t})} \right) = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (\omega_i a_i^2) + \sum_{i \neq j}^{i=n} \sum_{j \neq i}^{j=n} (\omega_i a_i a_j \cos(\omega_i - \omega_j)t)}{\sum_{i=1}^{i=n} \sum_{j=1}^{j=n} (a_i a_j \cos(\omega_i - \omega_j)t)} \right)$$

Por ejemplo, particularizando para $n = 2$ tomaría un valor:

$$(V.4) \quad f(t) = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{\omega_1 a_1^2 + \omega_2 a_2^2 + \omega_1 a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t + \omega_2 a_2 a_1 \cos(\omega_1 - \omega_2)t}{2 a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t + a_1^2 + a_2^2} \right) = \frac{1}{2\pi} \left(\omega_1 + \frac{a_2^2 + a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t}{2 a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t + a_1^2 + a_2^2} (\omega_2 - \omega_1) \right)$$

La anterior expresión muestra la dependencia de la frecuencia instantánea en función de las amplitudes de las componentes. Si la componente de mayor frecuencia es menor en magnitud que la de menor frecuencia, la forma de onda es cóncava y cuando es al contrario convexa. En las siguientes imágenes puede observarse esta característica gráficamente para una señal de dos componentes de 300Hz y 200Hz, cuyas amplitudes varían exponencialmente de forma creciente y decreciente respecto al tiempo:

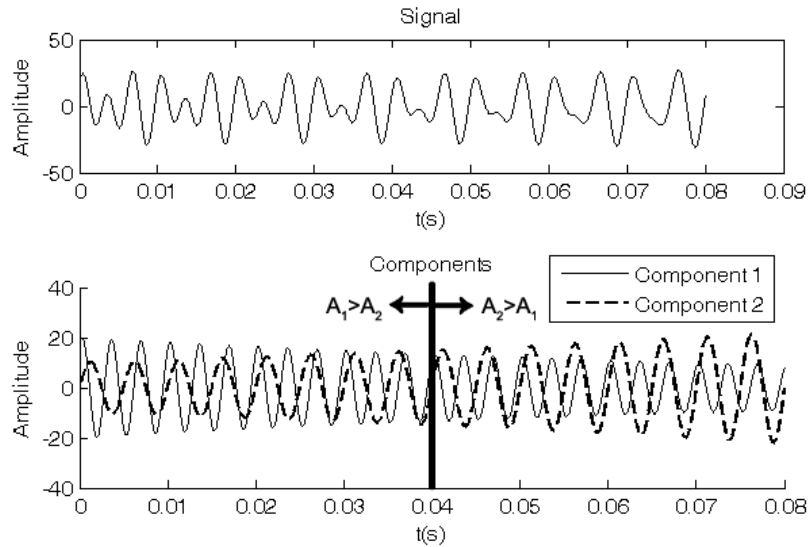


Figura V.1. Señal analizada compuesta por dos componentes con variación exponencial de la amplitud y frecuencias de 200 y 300Hz.

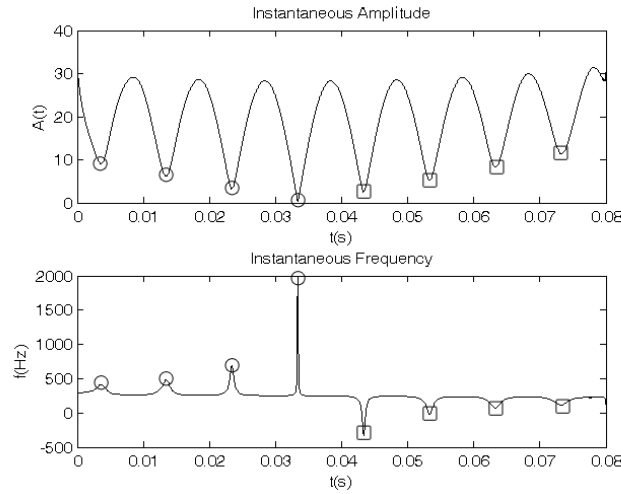


Figura V.2. Evolución de la forma de onda de la frecuencia instantánea en función del valor de las amplitudes de las componentes. Los extremos de ambas aparecen resaltados para indicar la coincidencia temporal de los mismos.

Asimismo, en la figura se puede observar que existe una relación entre los extremos de la función de amplitud y frecuencia instantánea: ambos coinciden en su posición temporal.

Es posible extraer otra importante información a partir del valor de la frecuencia instantánea si las componentes en frecuencia tienen carácter cuasi estacionario. Para ello, es preciso calcular el valor medio de la frecuencia instantánea en cualquier tramo en el que la frecuencia tenga un patrón repetitivo. El valor medio de la frecuencia instantánea en t estaría definido para cada tramo de longitud T como:

$$(V.5) \quad \bar{f}(t) = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} f(t) dt$$

La integración de la señal no es trivial y requiere de varias simplificaciones para llevarla a cabo (Anexo IX.2). Resultando:

$$(V.6) \quad \bar{f}(t) = f_1 + \frac{1}{2}(f_2 - f_1) \left(1 + \frac{\frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2}}{\left| \frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2} \right|} \right)$$

Según la ecuación (V.6) la media en t de la frecuencia instantánea corresponde al valor de la frecuencia de la componente mayor, ya que el cociente de amplitudes tomará un valor de +1 cuando $a_2 > a_1$ ($\bar{f}(t) = f_2$) y -1 cuando $a_2 < a_1$ ($\bar{f}(t) = f_1$).

Aunque la ecuación anterior se obtiene considerando que la amplitud de las componentes es constante durante el periodo de integración, sigue siendo válida aunque no sea así, siempre que no se invierta la concavidad o convexidad de la curva de frecuencia

instantánea; es decir, una componente no deje de ser mayoritaria respecto de la otra. Esto es sencillo de comprobar con el ejemplo anterior en el que las amplitudes aumentan y decrecen de modo exponencial. En este caso, el paso de convexa a cóncava se producía a los 0.04s por lo que tendríamos dos intervalos de integración (tramos en los que realizar la media), uno antes y otro tras el cambio. Calculando la media se obtiene:

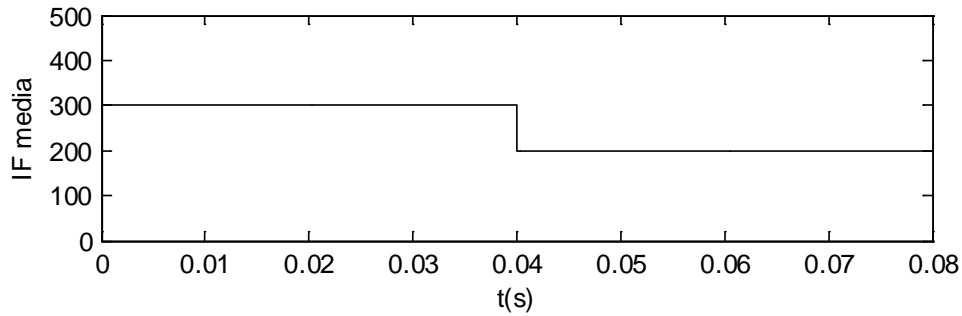


Figura V.3. Valor medio de la frecuencia instantánea para los tramos convexo y cóncavo.

Con un valor de:

$$(V.7) \quad \overline{f} = \begin{cases} f_1 = 300 & t < 0.04s \\ f_2 = 200 & t > 0.04s \end{cases}$$

Esta propiedad de la frecuencia instantánea se cumple incluso para señales con más de dos componentes, siempre que una de ellas sea suficientemente superior en magnitud que el resto (con un 50% mayor ya se obtienen buenos resultados). Por ejemplo, si probamos una señal con cuatro componentes sinusoidales:

Tabla V.1. Valores de las 4 componentes de la señal a analizar.

Frecuencia componente (Hz)	$f_1=200$	$f_2=240$	$f_3=300$	$f_4=350$
Amplitud componente (p.a.)	$a_1=0.5$	$a_2=0.8$	$a_3=0.3$	$a_4=0.4$

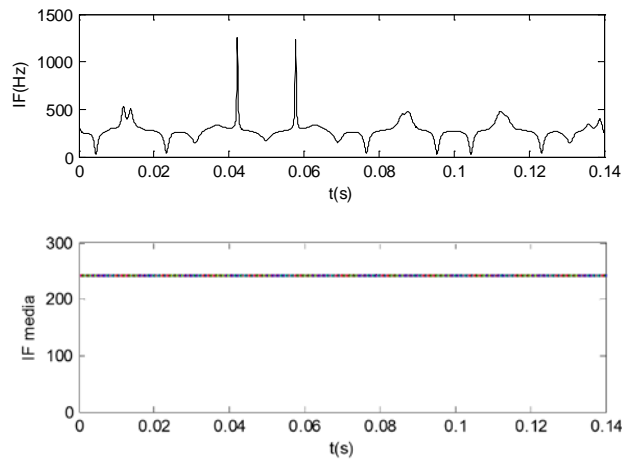


Figura V.4. Frecuencia instantánea y media para la señal de 4 componentes. El valor medio 242.5Hz corresponde al valor de la componente mayoritaria $a_2=0.8$ p.u. y $f_2=240$ Hz.

La media de la frecuencia instantánea toma un valor de 242.5Hz, obteniéndose un error sobre el 1%. Lógicamente, cuanto mayor es el peso de la componente mayoritaria en comparación del resto, menor se hace el error y viceversa. La mayor dificultad de aplicación, cuando hay más de dos componentes, viene marcada por la elección del intervalo temporal al que aplicar la media, al no ser posible identificar de forma sencilla, como en el caso de dos componentes, los cambios de concavidad a convexidad en la frecuencia instantánea.

Este concepto es de utilidad incluso a forma de ondas rectangulares, por lo que será empleado en el análisis de cargas cíclicas en curvas de potencia como veremos más adelante.

2.1. Aplicación a señales rectangulares

2.1.1. Introducción

El objeto de la tesis no es únicamente el estudio de señales eléctricas de carácter oscilatorio sinusoidal. Las curvas de consumo eléctrico pueden tener una forma rectangular debido a un consumo de valor constante que oscila de forma cíclica. Normalmente, este comportamiento se da en aparatos operados por termostatos de control, como por ejemplo un radiador eléctrico o algunos aparatos de aire acondicionado. Por ello, una herramienta de identificación de consumos eléctricos que funcionan de forma cíclica puede ser de gran utilidad para detectar dichos ciclos y sus variaciones (frecuencia, amplitud y ancho de ciclo) y la potencia que realmente están consumiendo.

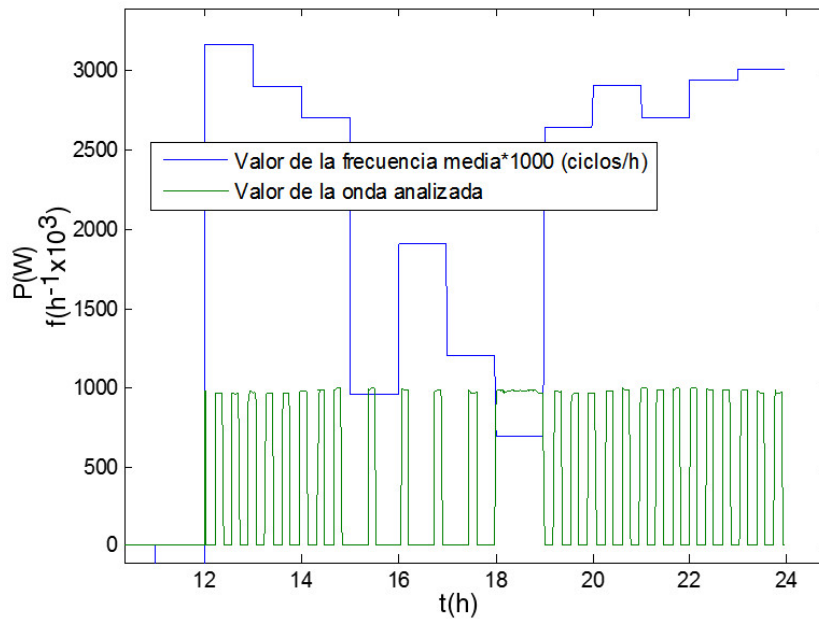


Figura V.5. Ciclos de conexión de un radiador (en verde) y su frecuencia (azul). La frecuencia se encuentra en una escala 1000 veces mayor para su mejor visualización.

El problema es que en una pequeña instalación no es usual obtener la curva de potencia individual de cada aparato (radiador, aire acondicionado...), sino la total de forma agregada con el resto de cargas, tal y como lo mide un contador centralizado convencional. Al medir la carga de forma conjunta, las oscilaciones se hacen más difíciles de detectar al combinarse con otras, como por ejemplo en la siguiente figura:

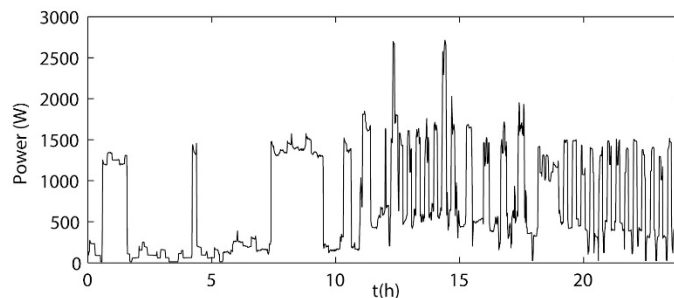


Figura V.6. Consumo total diario de una vivienda del sureste español (Grado electrificación básico 5.75kW).

¿Cómo desagregarlas? En nuestro caso, con una transformada matemática. Las transformadas tradicionales, tales como WT y FFT, dan poca información física, porque interpretan los flancos como una suma de componentes de frecuencias sinusoidales cada vez mayores. Esto es cierto matemáticamente, pero se pierde información desde el punto de vista físico al difuminarse la información que buscamos. Sin embargo, mediante la HT como veremos sí que se puede obtener una información más adecuada.

2.1.2. Transformada de Hilbert para ondas rectangulares.

Se puede definir la onda rectangular como:

$$(V.8) \quad g(t) = \begin{cases} A; 0 \leq t < a \\ -A; a < t \leq T \\ 0; t = a \end{cases} \quad \text{con periodo } T.$$

En realidad lo que se tiene es una señal con pulsos rectangulares periódicos (periodo T), de amplitud A y $-A$ (con diferente ancho de pulso, el positivo de $[0, a]$, el negativo de $[a, T]$). Nótese, que se define como onda oscilatoria (máximos positivos y mínimos negativos) aunque una señal de consumo sea positiva, por lo que en los datos que se utiliza es necesario hacer la media para que tenga carácter oscilatorio, es decir pasar de pulso a onda rectangular.

Su HT se obtendría mediante:

$$(V.9) \quad H(g(t)) = \frac{1}{\pi} VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{g(u)}{t-u} du$$

Para buscar transformadas sencillas, se define la función $g(t)$ a través de la suma de funciones características $X_{[t_1, t_2]}$, de las que se puede calcular fácilmente su HT:

$$(V.10) \quad g(t) = A \cdot X_{[0, a]}(t) - A \cdot X_{[a, T]}(t) + A \cdot X_{[T, a+T]}(t) - A \cdot X_{[a, a+T]}(t) + \dots$$

Es decir, si la función $g(t)$ tiene n ciclos, se define un sumatorio de ciclos formados por la suma de dos funciones características (desde $k=0:n$)

$$(V.11) \quad g(t) = \sum_{k=0}^n (A \cdot X_{[k \cdot T, k \cdot T + a]}(t) - A \cdot X_{[a + k \cdot T, T + k \cdot T]}(t))$$

La transformada de la función característica $X_{[a, b]}(t)$ es:

$$(V.12) \quad H(X_{[a, b]}(t)) = \frac{1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-a}{t-b} \right| \right]$$

Al ser HT lineal, la integral total es la suma de las integrales de cada una de las funciones características; y la transformada total, la suma de las transformadas de cada función característica X multiplicada por $\pm A$:

$$(V.13) \quad H(g(t)) = \frac{1}{\pi} A \sum_{k=0}^n \left[\ln \left| \frac{t-k \cdot T}{t-(a+k \cdot T)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a+k \cdot T)}{t-(T+k \cdot T)} \right| \right]$$

En la siguiente figura se puede comparar el resultado de la HT teórica obtenida a partir de la fórmula anterior y con la función de Matlab™ “hilbert.m”. La única diferencia es debida al efecto de borde. Esto es debido a que la expresión de la fórmula anterior no se calcula fuera del intervalo de integración, como sí realiza Matlab™, lo que provoca un cierto efecto de borde.

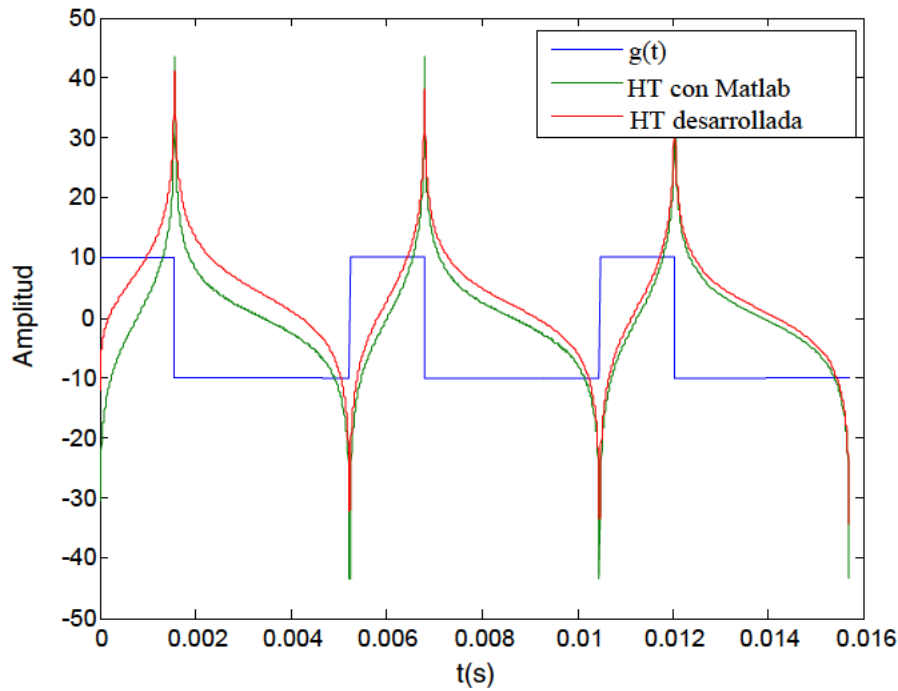


Figura V.7. La onda rectangular $g(t)$ y sus transformadas realizadas con Matlab™ y mediante la expresión teórica desarrollada. La función $g(t)$ tiene una amplitud de 10, pulsación 1200 rad/s ($f \approx 200\text{Hz}$, $T \approx 0.005\text{s}$).

2.1.3. Señal analítica $z(t)$ y fase instantánea $\theta(t)$

Como se comentó en puntos anteriores, la formulación de la señal analítica se suele componer mediante una parte real, que corresponde a la señal original, y una parte imaginaria que es su HT. En el caso de señales sinusoidales, por ejemplo coseno ($a \cdot \cos \omega t$), es sencillo obtener la señal analítica como:

$$(V.14) z(t) = a \cdot \cos \omega t + j \cdot a \cdot \sin \omega t = a \cdot e^{j\omega t} = a \cdot e^{j\theta(t)}$$

Y a partir de ella y su fase instantánea, la frecuencia instantánea mediante su derivada como vimos en puntos anteriores.

En el caso de la onda rectangular podemos definir su señal analítica del mismo modo como un complejo de la señal y su HT, ecuación (IV.12).

Hay que hacer notar que al obtener la señal de forma discreta, los flancos de cambio de la señal no son estrictamente verticales por lo que al ser analizados por Matlab™ dan un valor grande pero finito. En realidad, al ser un punto singular de la función, no debería poder definirse la HT en ellos. El cómputo discreto de la HT mediante Matlab™ hace que los flancos de subida o bajada debidos al muestreo, sean interpretados como cambios bruscos finitos en la frecuencia instantánea. Estos toman un mayor valor conforme el intervalo de muestreo se reduce.

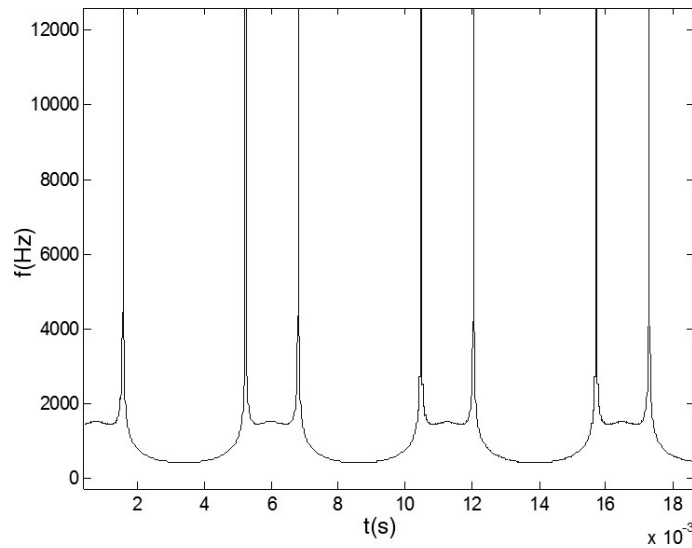


Figura V.8. Frecuencia instantánea de la onda rectangular obtenida mediante Matlab™. A mayor frecuencia de muestreo, mayor valor de pico mostrarán las discontinuidades de $f(t)$.

No obstante, para obtener de forma teórica la señal analítica debemos tener en cuenta estos puntos y definirla en tramos:

$$(V.15) z(t) = \begin{cases} A + j \frac{1}{\pi} A \sum_{k=0}^n \left[\ln \left| \frac{t-k \cdot T}{t-(a+k \cdot T)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a+k \cdot T)}{t-(k+1) \cdot T} \right| \right], & 0 < t < a \\ -A + j \frac{1}{\pi} A \sum_{k=0}^n \left[\ln \left| \frac{t-k \cdot T}{t-(a+k \cdot T)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a+k \cdot T)}{t-(k+1) \cdot T} \right| \right], & a < t < T \end{cases}$$

Y su fase $\theta(t)$ ⁶:

$$(V.16) \theta(t) = \arctg \left(\frac{\text{im}(z(t))}{\text{Re}(z(t))} \right) = \begin{cases} \arctg \left(\frac{1}{\pi} \sum_{k=0}^n \left[\ln \left| \frac{t-k \cdot T}{t-(a+k \cdot T)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a+k \cdot T)}{t-(k+1) \cdot T} \right| \right] \right), & 0 < t < a \\ \arctg \left(\frac{1}{\pi} \sum_{k=0}^n \left[-\ln \left| \frac{t-k \cdot T}{t-(a+k \cdot T)} \right| + \ln \left| \frac{t-(a+k \cdot T)}{t-(k+1) \cdot T} \right| \right] \right), & a < t < T \end{cases}$$

2.1.4. Frecuencia media

Para extraer información útil de la señal rectangular realizaremos varios pasos:

- **Primer paso:** Obtención de \bar{f} a partir del valor medio de $\omega(t)$.

Para ello basta con obtener la frecuencia instantánea derivando la fase instantánea, ecuación (V.3), y luego integrarla en un periodo, ecuación (V.5). Es decir, evaluar la fase instantánea en el periodo de integración considerado. No obstante, es preciso no calcular los puntos singulares en los flancos de cambio, pues teóricamente ahí el valor se haría $\pm\infty$. Para ello, se considera una duración del flanco de valor $\varepsilon \rightarrow 0$ (en señales discretas vendrá dado por el valor del intervalo de muestreo):

$$(V.17) \bar{f} = \frac{1}{2\pi T} \int_0^T \omega(t) dt = \frac{1}{2\pi T} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\int_{0+\varepsilon}^{a-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt + \int_{a+\varepsilon}^{T-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt \right) = \frac{1}{2\pi T} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} ([\theta(a-\varepsilon) - \theta(0+\varepsilon)] + [\theta(T-\varepsilon) - \theta(a+\varepsilon)])$$

- **Segundo paso:** Obtención de \bar{f} a partir de la evaluación de la función de fase.

La función de fase tiene por ciclo como puntos conflictivos los cambios de flanco $(0, a, T)$. Sólo se evalúa la función de fase en esos puntos para las dos funciones características que están en el intervalo que vamos a integrar, ya que el resto de valores de las funciones características en la ecuación (V.16) tienen valores finitos, quedando la función de argumento simplificada del siguiente modo:

⁶ Nótese la importancia de que $g(t)$ sea oscilatoria. Al dividir por A o $-A$ cada tramo cambia el signo de los logaritmos de forma crítica. Si la onda no es oscilatoria esto no sucede. Esta realmente es una condición similar a la de IMF, que debe cumplir también la onda rectangular.

$$(V.18) \theta(t) = \arctg \left(\frac{\text{im}(z(t))}{\text{Re}(z(t))} \right) \cong \begin{cases} \arctg \left(\frac{1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a)}{t-(T)} \right| \right] \right), & 0 < t < a \\ \arctg \left(\frac{1}{\pi} \left[-\ln \left| \frac{t-0}{t-(a)} \right| + \ln \left| \frac{t-(a)}{t-(T)} \right| \right] \right), & a < t < T \end{cases}$$

Que sustituida en la expresión de \bar{f} proporciona la definición convencional de frecuencia como función inversa del periodo de la señal:

$$(V.19) \bar{f} = \frac{1}{2\pi T} ([\theta(a - \varepsilon) - \theta(0 + \varepsilon)] + [\theta(T - \varepsilon) - \theta(a + \varepsilon)]) = \frac{1}{2\pi T} \left(\left[-\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{2} \right] + \left[\frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{2} \right] \right) = \frac{1}{T}$$

Es preciso que la onda analizada tenga carácter oscilatorio, ya que si no es así la valoración de las fases en los puntos buscados no daría 2π sino cero. En ondas rectangulares con valores no nulos, es necesario convertir la señal en oscilatoria mediante la sustracción de un valor significativo. En el caso de una señal con una sola componente rectangular, éste debe ser el valor medio.

2.1.5. Transformada de Hilbert de una composición de dos ondas rectangulares

Tal y como se vio, es posible obtener la frecuencia característica de una señal rectangular a partir de la información extraída de su HT. Sin embargo, ¿qué es lo que sucede cuando se tiene dos ondas rectangulares de distintas características mezcladas? La obtención de la frecuencia con HT se complicaba, incluso con ondas sinusoidales, cuando estas contenían componentes cercanas en frecuencia.

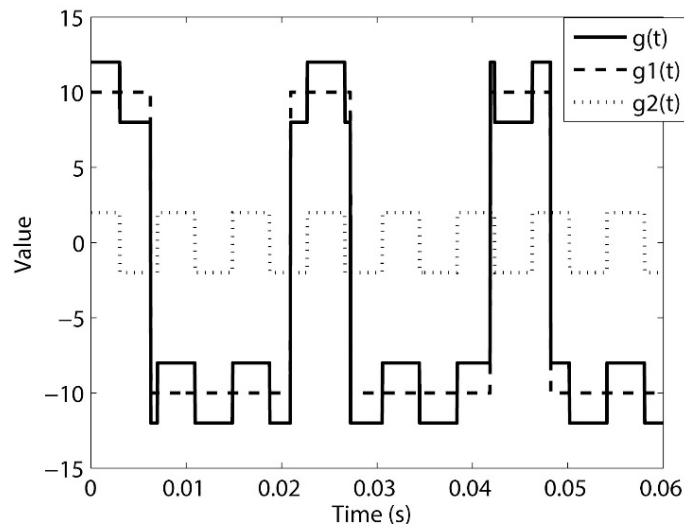


Figura V.9. Composición $g(t)$ de dos ondas rectangulares: $g_1(t)$ de pulsación angular 1200 rad/s y amplitud 10 pu. y $g_2(t)$ de 1800 rad/s y amplitud 2.

Para ilustrar el método, se va a tomar dos ondas rectangulares, una de pulsación angular 1200 rad/s y 10 de amplitud y otra de 1800 rad/s y 2 de amplitud. La primera con origen en 0 y la segunda en un punto b_2 . Siendo sus funciones respectivas:

$$(V.20) \quad \begin{aligned} g_1(t) &= \begin{cases} A_1, & 0 \leq t < a_1 \\ -A_1, & a_1 < t \leq T_1 \\ 0, & t = a_1 \end{cases} \\ g_2(t) &= \begin{cases} A_2, & b_2 \leq t < a_2 \\ -A_2, & a_2 < t \leq b_2 + T_2 \\ 0, & t = a_2 \end{cases} \end{aligned}$$

Siendo por tanto $A_1 > A_2$; $\omega_2 > \omega_1$ y la onda a analizar $g(t)$ la combinación de ambas:

$$(V.21) \quad g(t) = g_1(t) + g_2(t)$$

Para operar con la onda se descompone en la suma de sus funciones características:

$$(V.22) \quad g(t) = \sum_{k=0}^n (A_1 \cdot X_{[k \cdot T_1, k \cdot T_1 + a_1]}(t) - A_1 \cdot X_{[a_1 + k \cdot T_1, (k+1) \cdot T_1]}(t)) + \sum_{k=0}^m (A_2 \cdot X_{[b_2 + k \cdot T_2, k \cdot T_2 + a_2]}(t) - A_2 \cdot X_{[a_2 + k \cdot T_2, b_2 + (k+1) \cdot T_2]}(t))$$

Y se calcula su HT aplicando la propiedad de linealidad:

$$(V.23) \quad H(g(t)) = \frac{1}{\pi} \left(\sum_{k=0}^n \left[A_1 \left(\ln \left| \frac{t - k \cdot T_1}{t - (a_1 + k \cdot T_1)} \right| - \ln \left| \frac{t - (a_1 + k \cdot T_1)}{t - (k+1) \cdot T_1} \right| \right) \right] + \sum_{k=0}^m \left[A_2 \left(\ln \left| \frac{t - (b_2 + k \cdot T_2)}{t - (a_2 + k \cdot T_2)} \right| - \ln \left| \frac{t - (a_2 + k \cdot T_2)}{t - (b_2 + (k+1) \cdot T_2)} \right| \right) \right] \right)$$

En la siguiente figura se puede observar el resultado obtenido al aplicar la expresión teórica de la ecuación anterior respecto a la utilizada por Matlab™.

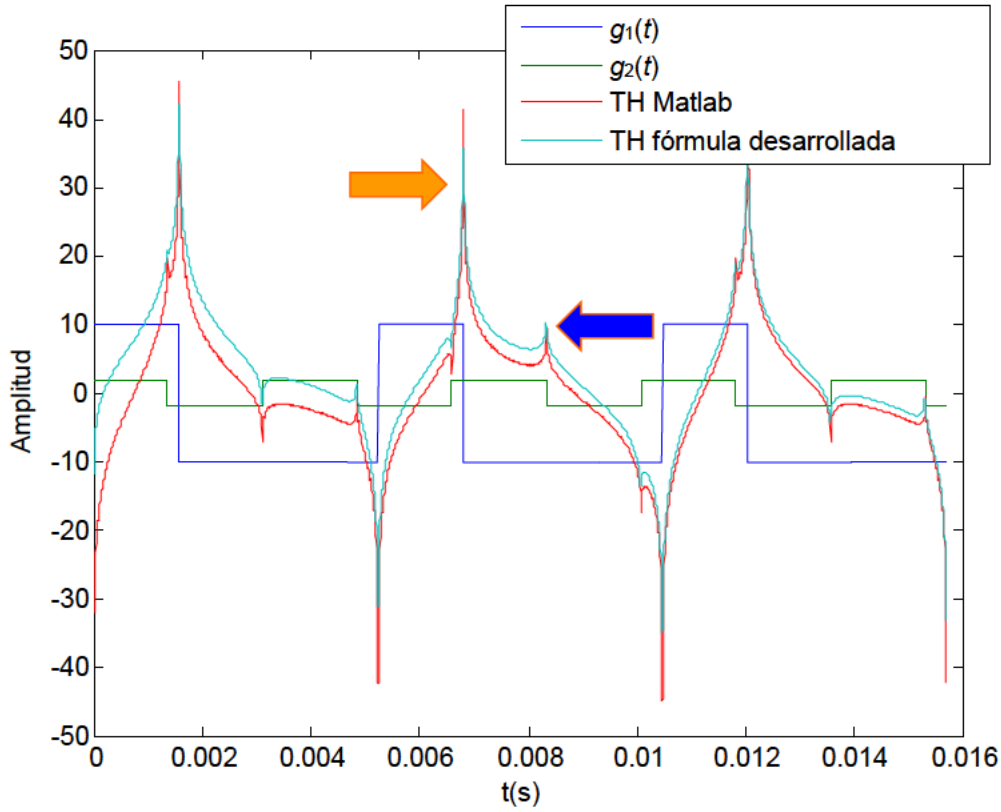


Figura V.10. HT de una combinación de dos ondas rectangulares. En rojo se muestra la HT de la señal obtenida mediante Matlab y en turquesa la HT de la señal mediante la ecuación (V.23). Mediante las flechas se indican dos de los puntos donde aparecen singularidades debidas a los flancos de la señal compuesta.

En ambos casos se puede observar que en los flancos se produce una discontinuidad de la HT, de mayor o menor valor en función del tamaño de muestreo considerado, tal y como se vio en el caso de una sola componente.

2.1.6. Señal analítica $z(t)$ y fase instantánea $\theta(t)$ de una composición de dos ondas rectangulares

La composición de la señal analítica sigue estando constituida en su parte real por la onda $g(t)$ y en su parte imaginaria por su HT. Para intentar extraer información de la misma vamos a centrarnos en un ciclo cualquiera de la onda compuesta de dos componentes.

$$(V.24) \quad g(t) = \begin{cases} +A_1 - A_2, & 0 < t \leq b_2 \\ +A_1 + A_2, & b_2 < t \leq a_1 \\ -A_1 + A_2, & a_1 < t \leq a_2 \\ -A_1 - A_2, & a_2 < t \leq b_2 + T_2 \\ -A_1 + A_2, & b_2 + T_2 < t \leq T_1 \end{cases}$$

Siendo su fase instantánea para un ciclo:

$$(V.25) \theta(t) = \begin{cases} \arctg \left\{ \frac{1}{A_1 - A_2} \left(\frac{A_1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a_1)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_1)}{t-(T_1)} \right| \right] + \frac{-A_2}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-b_2}{t-(a_2)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_2-T_2)}{t-(b_2)} \right| \right] \right) \right\}, & 0 < t \leq b_2 \\ \arctg \left\{ \frac{1}{A_1 + A_2} \left(\frac{A_1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a_1)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_1)}{t-(T_1)} \right| \right] + \frac{+A_2}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-b_2}{t-(a_2)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_2)}{t-(b_2+T_2)} \right| \right] \right) \right\}, & b_2 < t \leq a_1 \\ \arctg \left\{ \frac{1}{-A_1 + A_2} \left(\frac{A_1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a_1)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_1)}{t-(T_1)} \right| \right] + \frac{+A_2}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-b_2}{t-(a_2)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_2)}{t-(b_2+T_2)} \right| \right] \right) \right\}, & a_1 < t \leq a_2 \\ \arctg \left\{ \frac{1}{-A_1 - A_2} \left(\frac{A_1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a_1)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_1)}{t-(T_1)} \right| \right] + \frac{-A_2}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-b_2}{t-(a_2)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_2)}{t-(b_2+T_2)} \right| \right] \right) \right\}, & a_2 < t \leq b_2 + T_2 \\ \arctg \left\{ \frac{1}{-A_1 + A_2} \left(\frac{A_1}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-0}{t-(a_1)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_1)}{t-(T_1)} \right| \right] + \frac{+A_2}{\pi} \left[\ln \left| \frac{t-(b_2+T_2)}{t-(a_2+T_2)} \right| - \ln \left| \frac{t-(a_2)}{t-(b_2+T_2)} \right| \right] \right) \right\}, & b_2 + T_2 < t \leq T_1 \end{cases}$$

En el tramo de integración tenemos 5 discontinuidades que separan $g_1(t)$ en dos trozos y $g_2(t)$ en cuatro. Siendo su función característica en el intervalo $[0, T_1]$:

$$(V.26) g(t) = A_1 \cdot X_{[0, a_1]}(t) - A_1 \cdot X_{[a_1, T_1]}(t) - A_2 \cdot X_{[a_2 - T_2, b_2]}(t) + A_2 \cdot X_{[b_2, a_2]}(t) - A_2 \cdot X_{[a_2, b_2 + T_2]}(t) + A_2 \cdot X_{[T_2 + a_2, a_2 + T_2]}(t)$$

Siendo la media de la derivada del argumento de la señal analítica en dicho periodo (frecuencia media):

$$(V.27) \bar{f} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{T_1} f(t) dt = \frac{1}{2\pi T_1} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\int_{0+\varepsilon}^{b_2-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt + \int_{b_2+\varepsilon}^{a_1-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt + \int_{a_1+\varepsilon}^{a_2-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt + \int_{a_2+\varepsilon}^{b_2+T_2-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt + \int_{b_2+T_2+\varepsilon}^{T_1-\varepsilon} \frac{d\theta}{dt} dt \right) =$$

$$= \frac{1}{2\pi T_1} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} ([\theta(b_2 - \varepsilon) - \theta(0 + \varepsilon)] + [\theta(a_1 - \varepsilon) - \theta(b_2 + \varepsilon)] + [\theta(a_2 - \varepsilon) - \theta(a_1 + \varepsilon)] + [\theta(b_2 + T_2 - \varepsilon) - \theta(a_2 + \varepsilon)] + [\theta(T_1 - \varepsilon) - \theta(b_2 + T_2 + \varepsilon)])$$

Al ser $A_1 > A_2$ los valores de los límites por la derecha e izquierda de las discontinuidades de $g_2(t)$ son iguales⁷, lo que hace que se anulen los términos con subíndice 2 quedando la expresión del mismo modo que cuando la onda rectangular es de una sola componente (ver ecuación (V.19)):

$$(V.28) \bar{f} = \frac{1}{2\pi T_1} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} ([-\theta(0 + \varepsilon)] + [\theta(a_1 - \varepsilon)] + [-\theta(a_1 + \varepsilon)] + [\theta(T_1 - \varepsilon)]) = \frac{1}{2\pi T_1} [2\pi] = \frac{1}{T_1}$$

⁷ Si $A_2 > A_1$ hubiera sucedido lo mismo pero con las discontinuidades de A_1

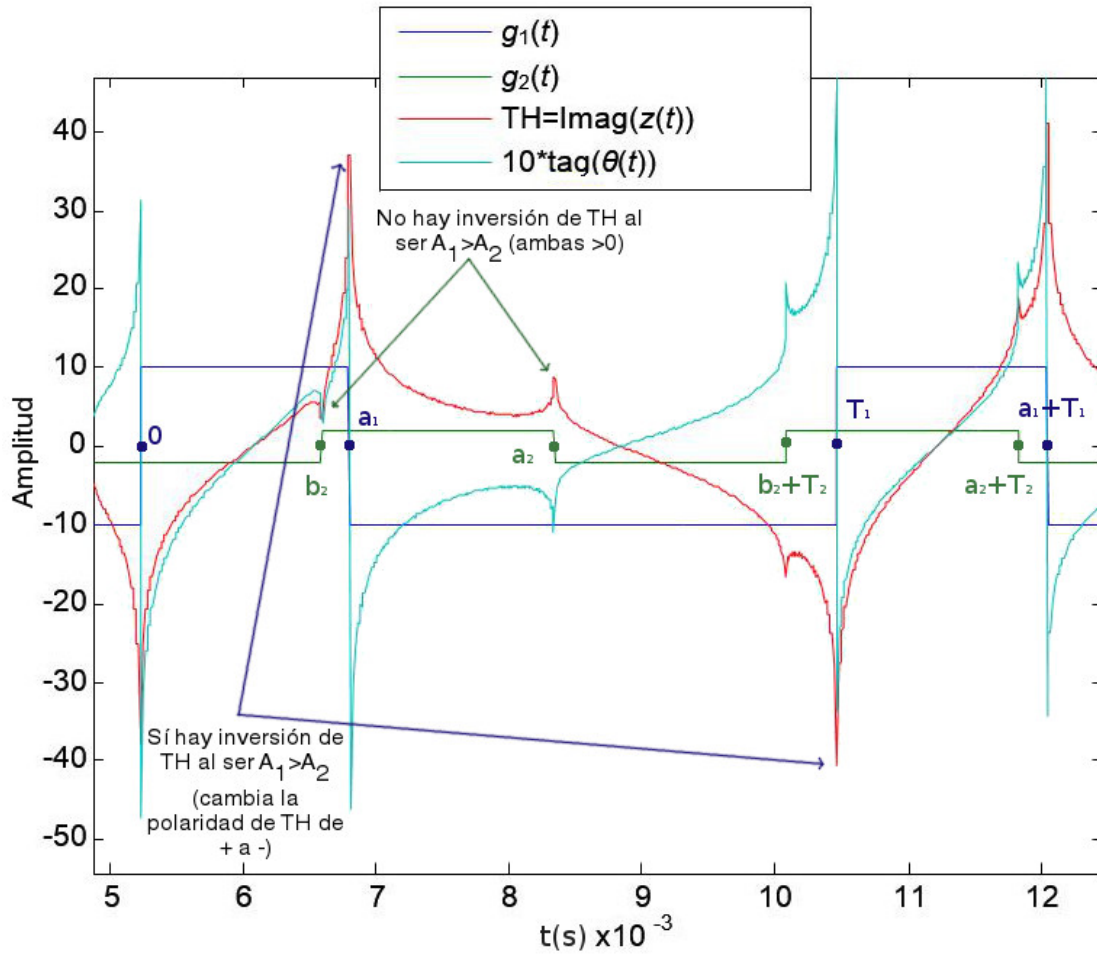


Figura V.11. HT y tangente de la fase ($\text{tag}(\theta)$, ampliada por 10 para mejor visualización). Se produce un cambio de signo en las “discontinuidades” o puntos de cambio de definición analítica de $g_1(t)$ pero no en $g_2(t)$ al ser $A_1 > A_2$.

De la expresión anterior se extrae que aunque la onda rectangular tenga dos componentes, a partir de su HT se puede obtener información significativa sobre la frecuencia de oscilación de la componente de mayor amplitud.

Al igual que sucedía con las señales sinusoidales, si tenemos más de dos componentes y la componente mayoritaria es superior al sumatorio de las demás ($A_1 > \sum_{k=2}^n A_k$), la expresión sigue dando aceptables resultados. Por ejemplo, para una combinación de cuatro ondas rectangulares de valores:

Tabla V.2. Valores de una onda rectangular con 4 componentes a combinar para probar la robustez del método aplicado a ondas rectangulares.

	$g_1(t)$	$g_2(t)$	$g_3(t)$	$g_4(t)$
f_i (Hz)	200	240	300	350
A_i	0.5	1	0.3	0.1
Desfase (rad)	0	0.5	1.5	1
% Ciclo positivo	40	30	70	20

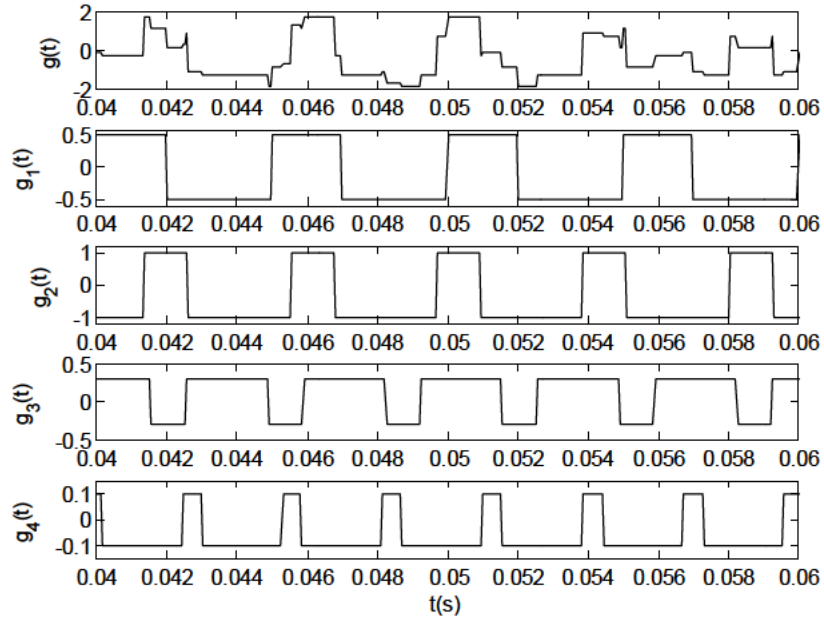


Figura V.12. Señal combinada de 4 componentes $g(t)$ y componentes $g_i(t)$ con $i=1:4$.

Obtendríamos una frecuencia instantánea con valor medio de 242.05Hz lo que supone un error de menos del 1%, respecto al valor real de la componente de mayor amplitud (240Hz).

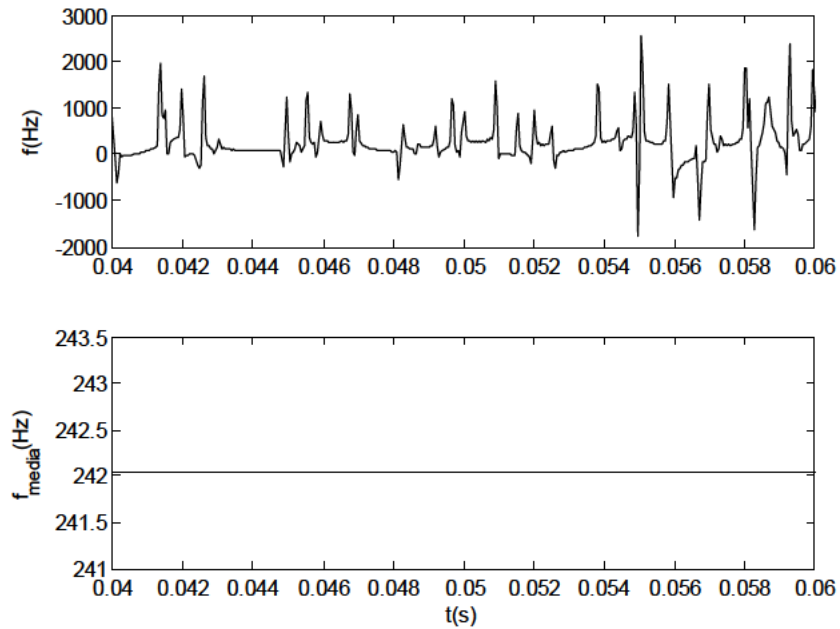


Figura V.13. Frecuencia instantánea de la señal de 4 componentes de la tabla V.2 y su frecuencia media.

2.2. Elección del tamaño de intervalo en el cálculo de la frecuencia característica de una señal

Cuando la señal a analizar no es estacionaria es posible que, debido a su naturaleza de transitorio, la señal tenga una variación en la frecuencia de las componentes o incluso en el número de componentes que aparecen en la misma. Por tanto, elegir adecuadamente los intervalos en los que calcular la media es importante para poder obtener de forma precisa el valor de la frecuencia característica buscada de la componente mayoritaria.

Para llevar a cabo dicha elección utilizaremos una herramienta estadística, el coeficiente de autocorrelación, para así poder detectar los patrones de repetición presentes en la señal. Para obtener de forma precisa los cambios de frecuencia el proceso se debe realizar en dos etapas.

2.2.1. Coeficiente de autocorrelación general: frecuencia media en un intervalo común

En un primer paso es necesario estimar un intervalo general que nos permita obtener cuáles son los intervalos en que las componentes de la señal se muestran de forma cuasi estacionaria. Ante señales de tipo exponencial es posible tener en cuenta la variación de los valores de amplitudes, aunque este método se muestra igualmente válido, por lo que se adaptó como método para obtener los intervalos de integración de forma general.

Para explicar mejor el método, se partirá de una sencilla señal que durante un determinado tiempo pasa a tener dos componentes, siendo monocomponente en el resto del intervalo.

Tabla V.3. Valores de la función de dos componentes con variación en el tiempo. La frecuencia de muestreo es $f_s=200\text{kHz}$

	t=0:0.05s	t=0.05:0.07s	t=0.07:0.14s
f₁ (Hz)	1200	1200	1200
f₂ (Hz)	0	1350	0
A₁	1.5	1.5	1.5
A₂	0	3.5	0

Como se observa, durante el intervalo 0.05-0.07s la señal tiene dos componentes en un estrecho ancho de banda, por lo que su separación mediante EMD no es posible y mediante máscaras la extracción no llega a ser del todo limpia. Si aplicamos la función

de autocorrelación de Matlab™ “autocorr.m” a la HT de la señal, i.e. parte imaginaria de la señal analítica, se obtiene:

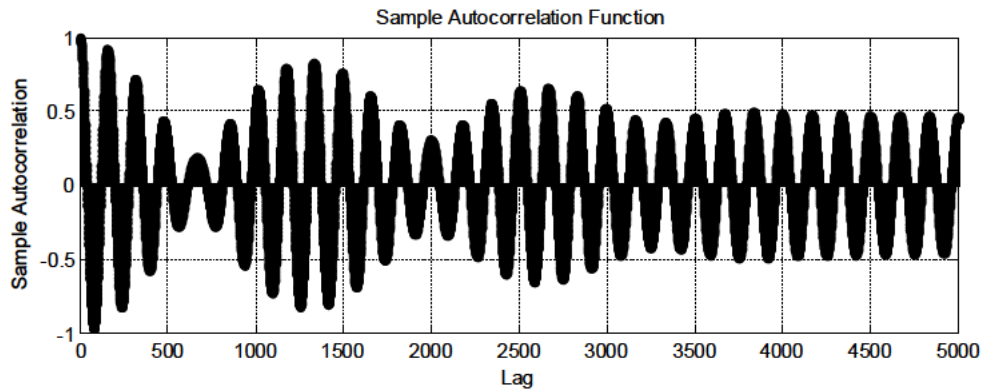


Figura V.14. Coeficiente de autocorrelación de la HT de la función definida en la tabla V.3. El cálculo se realiza con la función “autocorr.m” de Matlab™.

El *lag* (retraso en puntos) de la función de autocorrelación nos indica cuales son los patrones de repetición, en número de puntos, más importantes. Tiene un carácter oscilatorio y fundamentalmente representa mediante los semiciclos positivos la distancia en puntos más repetida. Fijándose en los semiciclos positivos los dos mayores valores de *lag* corresponderían a 158 y 1333 puntos. Esto en frecuencia corresponde a unos 1265Hz y 150Hz respectivamente, valor obtenido de dividir la frecuencia de muestreo respecto el número de puntos:

$$(V.29) \text{LAG}(ACF) = \frac{f_s}{lag}$$

Calculando la frecuencia media de la frecuencia instantánea, en base a ambos *lags*, se obtiene de forma aproximada las frecuencias de las componentes mayoritarias en amplitud para cada instante.

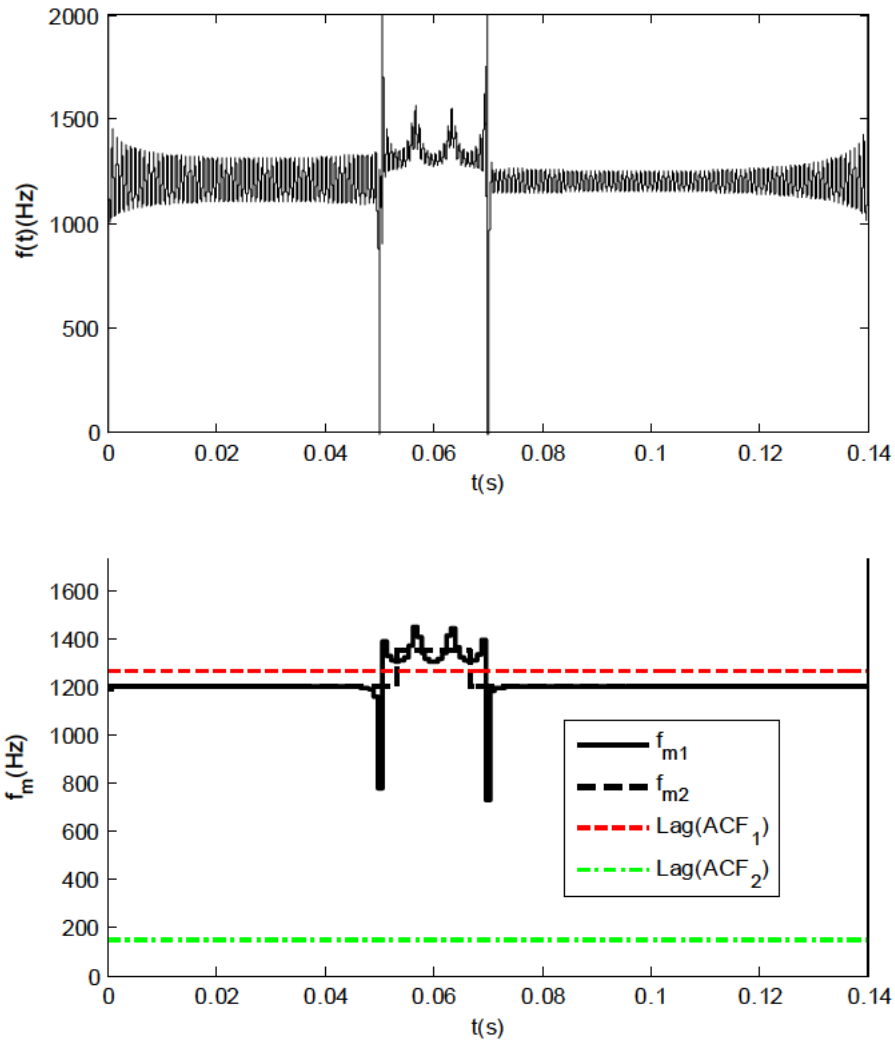


Figura V.15. Frecuencia instantánea y frecuencia media calculada a intervalos basados en los dos *lags* más representativos obtenidos mediante la función de autocorrelación para toda la señal.

Sin embargo, cerca de los puntos de cambio se pierde precisión debido a que el intervalo toma parte de puntos de la zona siguiente. En este sencillo ejemplo puede no ser muy relevante, pero en función de la precisión requerida resulta interesante minimizar esos efectos de borde. Por ello, y en base a este primer análisis es recomendable hacer un segundo análisis para aplicar distintos *lags* a lo largo de la señal.

La frecuencia media obtenida mediante el *lag* de 158 puntos, nos muestra de forma aproximada dónde se produce el cambio de frecuencia. Esto es lo que se utilizará para hacer en una segunda etapa un análisis de autocorrelación independiente para las tres zonas.

2.2.2. Coeficiente de autocorrelación en tramos: Frecuencia media a intervalos variables.

Como se ha visto, en función del resultado de la frecuencia media en base a la autocorrelación global de la onda, se puede apreciar dónde se encuentran los puntos de cambio de la misma y aplicar por tanto de forma sectorizada una nueva autocorrelación. Siguiendo el ejemplo de la figura V.15 se recalcula la autocorrelación para tres zonas.

Tabla V.4. Valores de lags por tramos según las zonas definidas por el resultado de la autocorrelación con un solo intervalo. En subrayado aparece el lag de mayor valor que corresponde a la componente mayoritaria y por tanto la obtenida mediante la frecuencia media.

	Zona 1	Zona 2	Zona 3
Lag (puntos)	<u>167</u> -334	<u>151</u> -1333	<u>167</u> -334
Lag(ACF) (Hz)	<u>1197</u> -599	<u>1325</u> -150	1197-599
f_m(Hz) obtenida	1200-1200	Oscilatoria convexa-1350	1200-1200

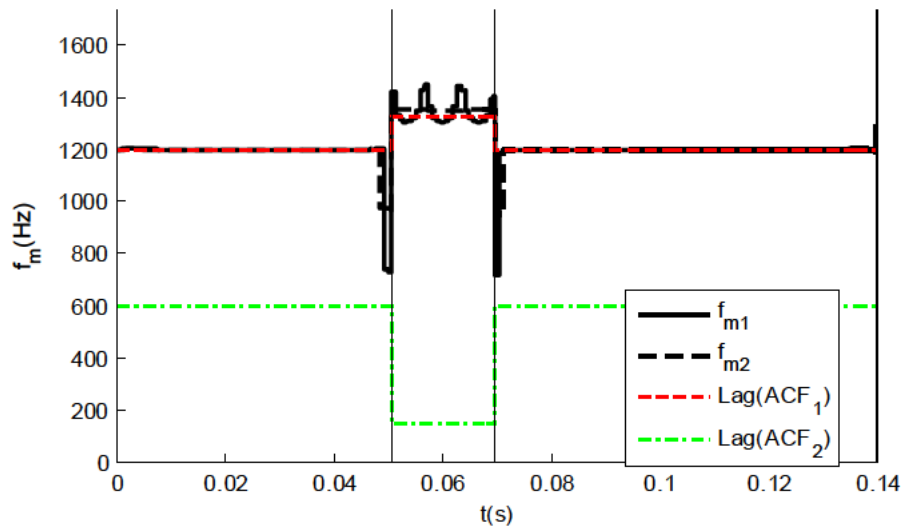


Figura V.16. Frecuencia instantánea y frecuencia media calculada a intervalos basados en los dos lags más representativos por zona.

Zona 1 y 3

El lag 334 (~600Hz) es un valor múltiplo de 167 (1200Hz), por lo que no es un coeficiente representativo de la señal en sí para las zonas 1 y 3, pero sí que nos permite obtener con buena precisión la frecuencia media. Por ello, tanto el valor medio de la frecuencia obtenido mediante f_{m1} como f_{m2} es el mismo y da un valor de 1200Hz independientemente de uno u otro periodo de integración, siendo la función monocomponente en dichos tramos.

Zona 2

En la zona 2 aparecen dos *lags* de 151(~1325Hz) y 1333(~150Hz). El *lag* 151 (línea roja punteada) viene influido por la frecuencia de la componente mayoritaria. Sin embargo, no es un buen periodo de integración ya que como se aprecia proporciona una f_{m1} oscilatoria convexa.

El segundo *lag* de 1333(~150Hz) sí que sirve como un buen periodo de integración. Además, proporciona información adicional al representar la diferencia de frecuencias entre las componentes de la señal, valor que viene marcado por la distancia entre los picos/discontinuidades mayores de la frecuencia instantánea (ver figura V.15). Esto permite indicar que la segunda componente de la señal sería 1350-150=1200Hz (naturaleza convexa tanto de la frecuencia instantánea y de la f_{m1} obtenida con el *lag* de 1333 puntos).

En resumen, el segundo *lag* proporciona importante información en frecuencia:

1. Si el resultado de la integración no muestra diferencia con el resultado del primer *lag* (múltiplo en frecuencia), eso significa que la onda es prácticamente monotónica en el tramo de integración. Siendo el resultado de la integración satisfactorio con ambos *lags*.
2. Si el resultado de la integración es diferente al resultado del primer *lag*, mostrando un carácter cóncavo o convexo, eso indica que la onda tiene dos tonos mayoritarios, siendo el *lag* de integración más apropiado el proporcionado por el segundo. Adicionalmente, el tono correspondiente al segundo tono vendrá marcado por la resta o suma de la frecuencia del segundo *lag* en función del carácter convexo o cóncavo de la integración con el primer *lag*.

3. Amplitud instantánea

El obtener de forma fiable los valores de las amplitudes de las distintas componentes que contiene una señal es un objetivo importante desde el punto de análisis, ya que aporta importante información relacionada con la magnitud y duración del evento. Uno de los principales problemas que tiene EMD es la gran dependencia en función de los valores de amplitud de las distintas componentes. En este punto se analizará las distintas

soluciones que se han llevado a cabo para extraer información relacionada con la amplitud.

3.1. Determinación de duración de transitorio.

3.1.1. Método utilizado.

Los transitorios de tipo oscilatorio tienen una amortiguación de la componente fundamental de tipo exponencial. Mediante el HSA es posible determinar la duración del transitorio del evento electromagnético. Sin embargo, la representación gráfica del espectro depende muchas veces de la diferencia de amplitud de las componentes, por lo que no resulta una manera precisa de obtener la duración del transitorio. Una de las mejoras desarrolladas en la tesis consiste en la determinación del coeficiente de amortiguamiento de la exponencial (λ) mediante el análisis de la amplitud instantánea y su posterior ajuste a una función exponencial.

El esquema de la herramienta es sencillo:

- Se analiza la componente mediante HT, habiéndose extraído las componentes simétricas si es necesario mediante EMD.
- Se obtiene la amplitud instantánea de la componente $a_n(t)$.
- Se aplica la instrucción “polyfit.m” de Matlab™ para obtener λ .
- El transitorio se considera que acaba para 5 veces la constante de tiempo τ ($t=5\tau=5/\lambda$).

3.1.2. Prueba de componente oscilatoria simétrica

Para mostrar el uso de la herramienta se analiza una sencilla señal exponencial de valor:

$$(V.30) y(t) = \begin{cases} 0, & t < 0.1s \\ e^{-100(t-0.1)} \cdot \text{sen}(2\pi 1200t), & t \geq 0.1s \end{cases}$$

Como se observa en la figura V.17, aunque la amplitud instantánea tiene cierta oscilación, el ajuste de las envolventes y su media proporciona correctamente el valor de la componente exponencial.

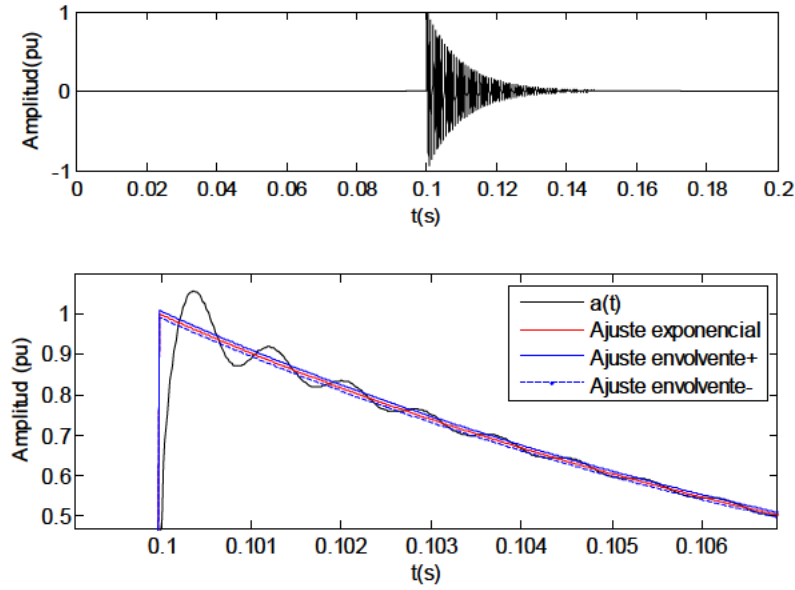


Figura V.17. Ajuste exponencial de la amplitud instantánea de una señal oscilatoria simétrica. Arriba, la señal, abajo el ajuste de la amplitud instantánea.

El coeficiente obtenido fue de $\lambda=99.9886$, lo que da un $\tau=0.01s$ y por tanto un tiempo de transitorio de $0.05s$. Es decir, el transitorio se encuentra entre 0.1 y $0.1+0.05=0.15s$.

3.1.3. Prueba de transitorio oscilatorio con varias componentes

Si la señal es más compleja y tiene varias componentes oscilatorias incluidas asimétricas (cortocircuito):

$$(V.31) y(t) = \begin{cases} \text{sen}(2\pi 50t), & t < 0.1s \\ 5 \cdot e^{-100(t-0.1)} \cdot \text{sen}(2\pi 1200t) + \text{sen}(2\pi 50t) + 3 \cdot e^{-80(t-0.1)}, & t \geq 0.1s \end{cases}$$

El resultado también es positivo, incluso sin descomposición en IMFs, si la componente simétrica es la de mayor amplitud. Por ejemplo, para la función de la ecuación (V.31) resulta un valor para el ajuste exponencial del inicio de transitorio de $\lambda=101.3730$, lo que da un $\tau=0.00986s$ y por tanto un tiempo de transitorio de $0.0493s$:

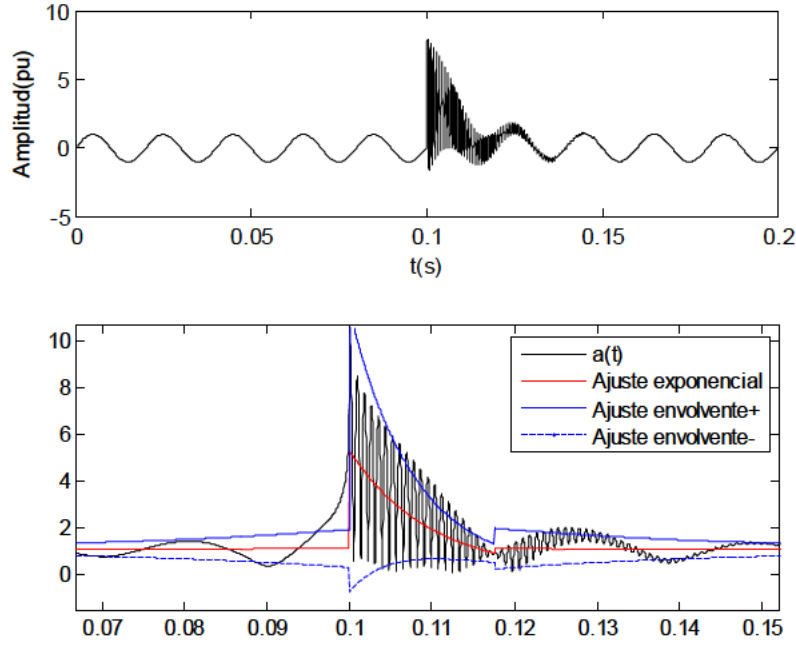


Figura V.18. Ajuste exponencial de la amplitud instantánea de una señal oscilatoria con varias componentes sin desagregar. Arriba, la señal, abajo el ajuste de la amplitud instantánea. El tramo significativo es el central siendo la amplitud del inicio 5.

Si la componente oscilatoria simétrica buscada tiene menor amplitud, ya que el método obtiene la amplitud de la componente mayoritaria, es preciso realizar la descomposición de la señal mediante EMD previamente. Por ejemplo, para:

$$(V.32) \ y(t) = \begin{cases} \text{sen}(2\pi 50t), & t < 0.1s \\ 1.5 \cdot e^{-100(t-0.1)} \cdot \text{sen}(2\pi 1200t) + 5 \cdot \text{sen}(2\pi 50t) + 3 \cdot e^{-80(t-0.1)}, & t \geq 0.1s \end{cases}$$

Es necesario descomponer la señal. El proceso seguido es la modificación de EMD explicada en el punto V.4 de esta tesis que mejora la ortogonalidad de la descomposición. Los modos obtenidos no son exactamente IMFs, por lo que se les denomina de otro modo, c-waves como se explicará en ese punto posterior:

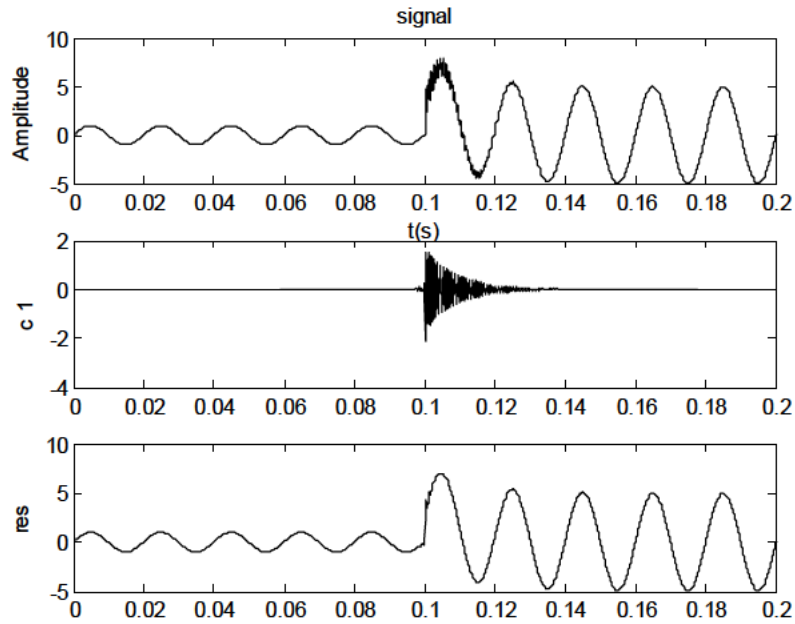


Figura V.19. Primer c-wave extraída para la señal definida en (V.32).

Que una vez ajustada exponencialmente con el programa desarrollado en Matlab™:

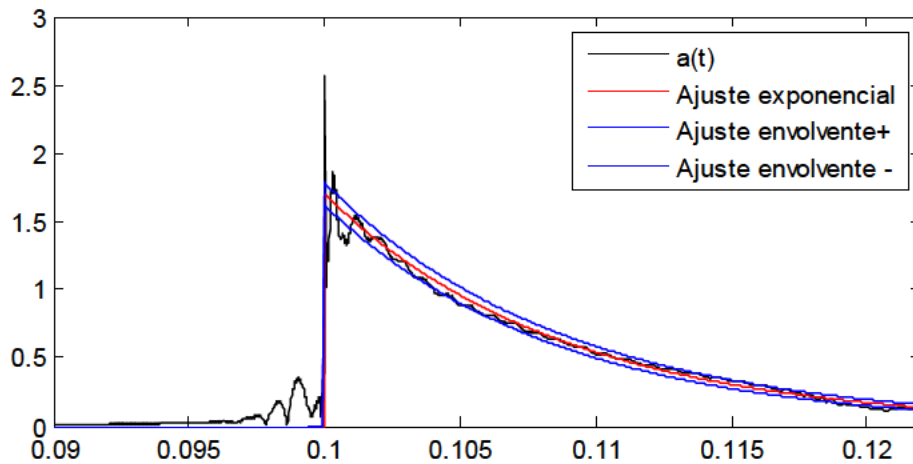


Figura V.20. Ajuste exponencial de la amplitud instantánea de la primera c-wave de una señal oscilatoria con varias componentes (V.32). Como se observa, la amplitud del pico es aproximadamente de 1.5 como se buscaba.

Resultando los valores del coeficiente obtenido de ajuste de la exponencial de $\lambda=114.4$, lo que da un $\tau=8.74\text{ms}$ y por tanto un tiempo de transitorio de 4.37ms . Éste se desvía un poco más de los 0.05s buscados, pero sigue dando una buena medida de la duración de la componente simétrica del transitorio oscilatorio. Adicionalmente el análisis del residuo puede proporcionarnos información sobre la componente asimétrica del transitorio. Al no

tener carácter de modo de oscilación local el residuo, se debe llevar a cabo un ajuste polinómico de la amplitud demodulada de la segunda componente.

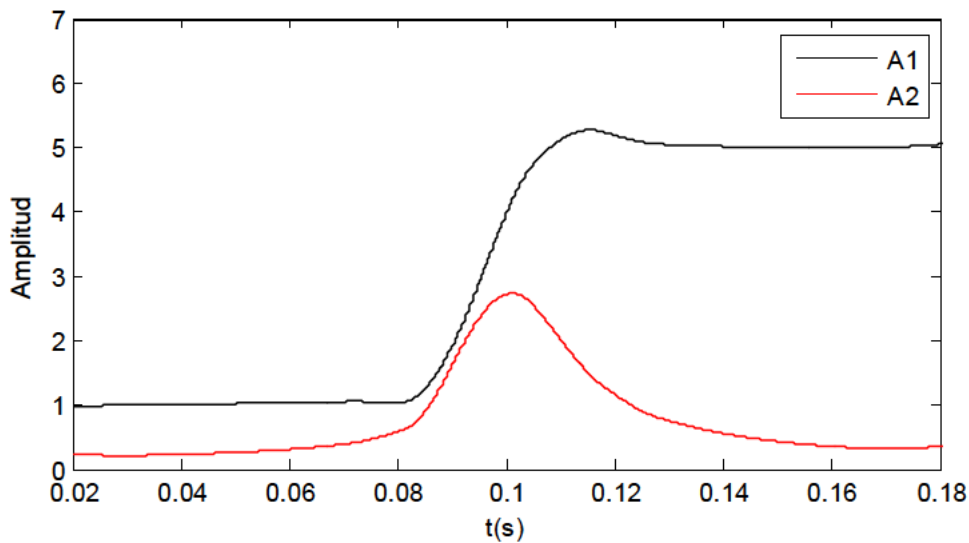


Figura V.21. Componentes de amplitud presentes en el residuo de una señal oscilatoria con varias componentes (V.32) tras aplicar demodulación. A1 representa la componente mayor (fundamental) y A2 la componente menor (asimétrica)

Tras aplicar el ajuste polinómico a la amplitud instantánea de la componente secundaria del residuo (A2 componente asimétrica, se obtiene que es una exponencial decreciente que comienza aproximadamente con una amplitud de 3.

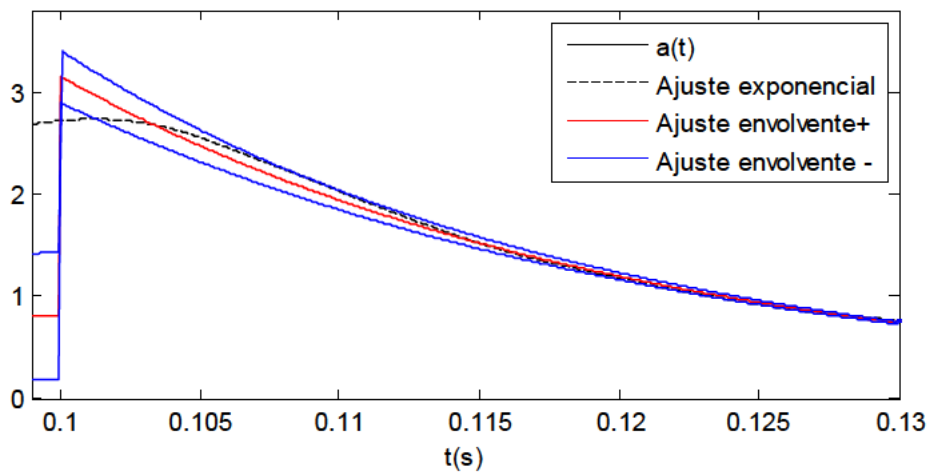


Figura V.22. Ajuste exponencial de la amplitud secundaria demodulada del residuo de una señal oscilatoria con varias componentes (V.32).

3.2. Determinación de anchos de pulso de señales rectangulares

En el punto V.2.2 se vio la utilidad que la función de autocorrelación tenía para caracterizar los tramos de integración de la frecuencia instantánea en función de los valores máximos de los coeficientes de autocorrelación. En este punto se verá que los valores mínimos de la función de autocorrelación permiten obtener por tramos la amplitud de pulso de una onda de forma rectangular.

Para explicar el método se utilizará la siguiente señal sintética con un intervalo de muestreo de 1s:

Tabla V.5. Señal de pulso sintética con variación en amplitud, frecuencia y porcentaje en su ancho de pulso en el tiempo.

	t=0-2h	t=2-4h	t=4-6h
A(pu)	1	2	0.5
f(h⁻¹)	4	6	3
%Ancho pulso	33.33	40	50
Ancho pulso (min-puntos)	5min-300ptos.	4min-240ptos.	10min-600ptos.

La función de autocorrelación tiene en cuenta la frecuencia de repetición de los flancos de la señal. Los valores extremos máximos de los *lags* de la misma proporcionaban la frecuencia de repetición de los flancos de subida, lo que permitía definir los periodos de integración para determinar la frecuencia media de la señal. Los valores de extremos negativos de la función, en cambio, indican la frecuencia de repetición de los flancos de subida con los de bajada y viceversa. Dicho dato se puede utilizar para determinar el ancho de pulso. Por ejemplo, para la señal definida por la tabla 5.5, la función de autocorrelación tomaría para cada tramo de dos horas las siguientes formas:

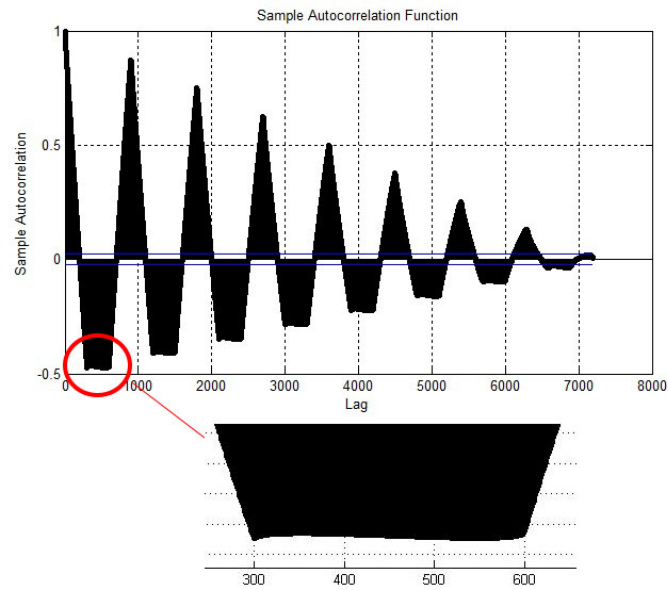


Figura V.23. Función de autocorrelación para la función de la tabla V.5 en su tramo de $t=0-2h$. Como se observa, el mínimo lag se obtiene para 300ptos, es decir 300s o 5min.

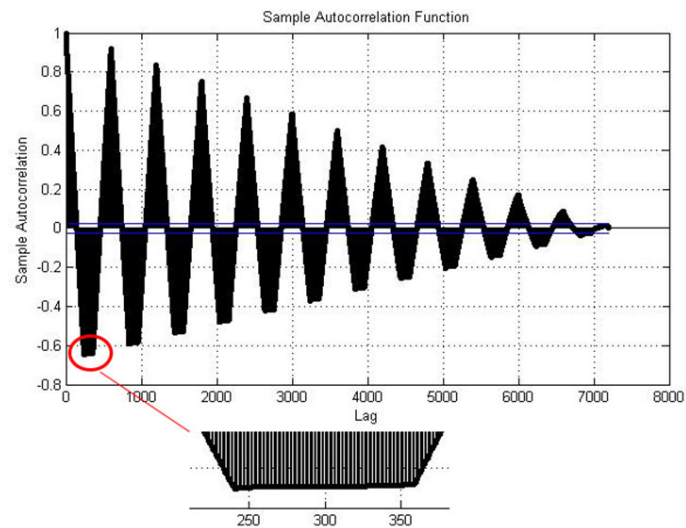


Figura V.24. Función de autocorrelación para la función de la tabla 5.5 en su tramo de $t=2-4h$. Como se observa, el mínimo lag se obtiene para 240ptos, es decir 240s o 4min.

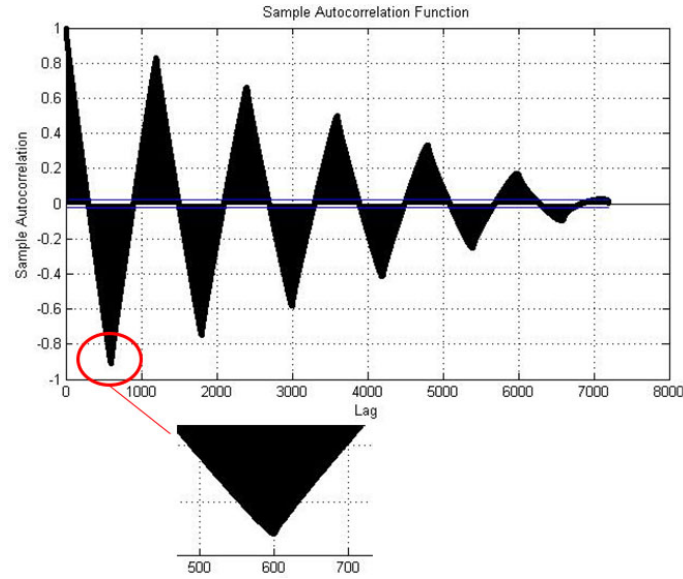


Figura V.25. Función de autocorrelación para la función de la tabla V.5 en su tramo de t=4-6h. Como se observa, el mínimo lag se obtiene para 600ptos, es decir 600s o 10min.

Obteniéndose mediante esta herramienta estadística el tiempo de duración en el que el pulso tiene valor. Esta propiedad se puede utilizar, como se verá en el próximo capítulo, para detectar los tiempos de conexión/desconexión de cargas cíclicas, lo que resulta de gran utilidad para la caracterización de las mismas a macro escala.

3.3. Determinación de la amplitud de señales rectangulares

Para determinar la amplitud de las componentes de una señal rectangular se utilizará la forma de onda que adopta la amplitud instantánea para señales de tipo rectangular.

El proceso se basa en el hecho de que los mínimos de la amplitud instantánea de la señal obtenida mediante HT coinciden con los niveles planos de la señal. Dada una señal $g(t)$ y su HT $H(g(t))$, su amplitud instantánea expresada como módulo de la señal analítica toma el siguiente valor:

$$(V.33) A(t) = \sqrt{[g(t)]^2 + [H(g(t))]^2}$$

En el caso de una señal sinusoidal, la ecuación (V.33) toma el valor de la amplitud instantánea de la señal. Sin embargo, para ondas rectangulares o pulsos aunque no tiene de por sí un sentido físico, los mínimos de la amplitud instantánea permiten definir niveles de potencia en la señal. Para ilustrarlo, se parte de una sencilla onda de nivel de potencia base 20W con una onda rectangular de 200W de amplitud:

Tabla V.6. Onda rectangular monocomponente de prueba para determinar las amplitudes

	Potencia (W)
Amplitud de la señal rectangular (pulso)	200
Nivel de continua (nivel “zero”)	20

Gráficamente, se puede ver cómo existe una relación entre los mínimos de la función de amplitud instantánea y los niveles de potencia de la señal rectangular:

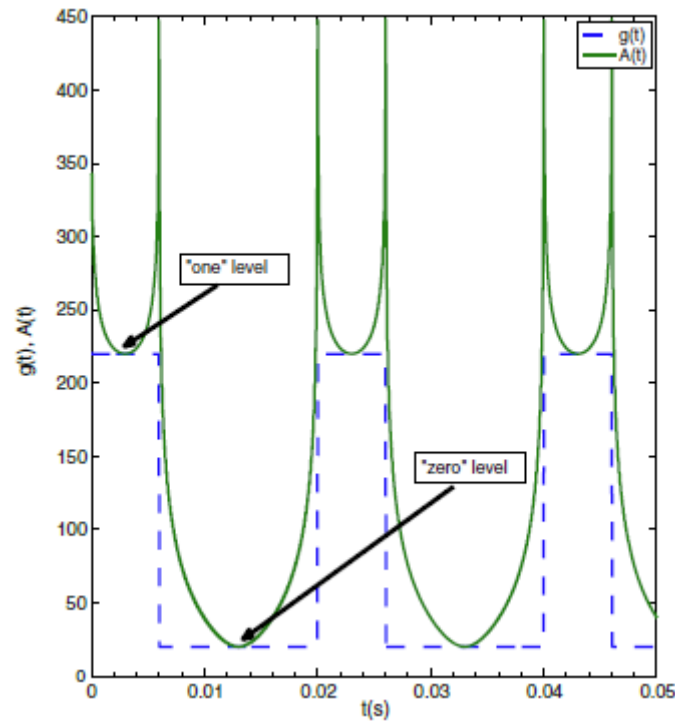


Figura V.26. Relación entre la amplitud instantánea y la señal rectangular. Los mínimos de la función de amplitud instantánea coinciden en valor con los niveles de la señal: nivel 1 “one” de 220W y nivel base “zero” a 20W. Fuente artículo desarrollado en el proceso de esta tesis (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

Donde un nivel marca la potencia base de 20W y el otro la total: 200+20W.

En el caso de ondas rectangulares con varias componentes, el proceso se dificulta. Sin embargo, en los casos reales que se estudiarán es poco probable tener más de dos ondas con potencia notable, por lo que la identificación sigue siendo viable. Por ejemplo, si tenemos una señal:

Tabla V.7. Onda multicomponente de prueba para determinar las amplitudes

	Potencia (W)
Amplitud de la señal rectangular 1	7
Amplitud de la señal rectangular 2	3
Nivel de continua (nivel “zero”)	5

La obtención de los niveles de potencia se puede obtener mediante el estudio del histograma de repetición de los mínimos de la amplitud instantánea que coinciden con la señal. Para ello, es preciso establecer bandas de potencia en las que considerar la repetición. En el ejemplo de la figura V.27 el ancho de bandas considerado fue de 1. Hay que tener en cuenta que el ancho de la banda marcará la precisión con la que se puede detectar el nivel de potencia. En el caso de los datos analizados en el capítulo VI para detección de firmas de carga, se tomaron bandas de 100W, por lo que esa es la máxima precisión obtenible.

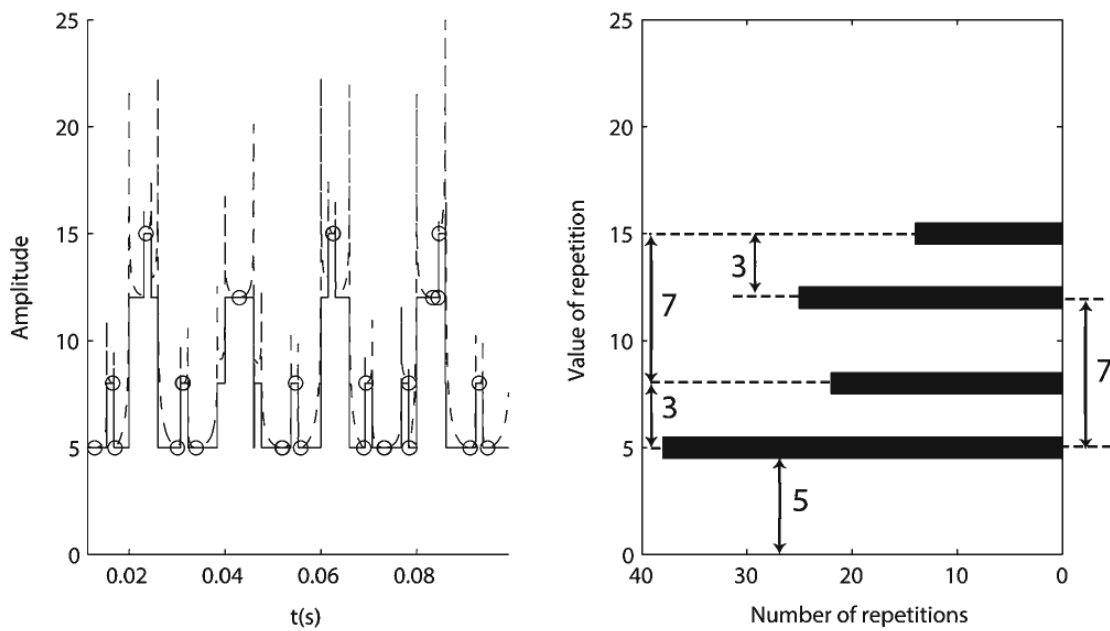


Figura V.27. A la izquierda relación entre la amplitud instantánea y los niveles de potencia de la señal (ampliación de parte de la señal para mejor visualización). Los mínimos coincidentes con los niveles aparecen resaltados en círculo. Como se observa, no todos los niveles llegan a ser considerados en todos los instantes lo que no resta utilidad a la herramienta. A la derecha se puede observar el histograma de repetición de los mínimos. De sus diferencias pueden extraerse los valores de amplitud de las componentes. Fuente artículo desarrollado en el proceso de esta tesis (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

De este modo, se puede definir los niveles de amplitud de las componentes más importantes presentes en la onda rectangular.

4. Mejora de la ortogonalidad mediante el análisis en frecuencia

4.1. Introducción

Para que la información extraída de la HT a partir de las IMFs sea útil, es importante que la información entre ellas no se encuentre mezclada. El indicador que muestra lo buena que llega a ser la descomposición mediante EMD es el índice de ortogonalidad (IO). Se define IO para la descomposición en IMFs de una señal x como:

$$(V.34) IO = \sum_{i \neq j} \frac{|IMF_i * IMF_j|}{\|x^2\|}$$

Mediante ese parámetro se puede valorar la independencia de las distintas componentes extraídas. Si no son ortogonales se debe a la aparición como IMF de componentes inexistentes (especialmente en baja frecuencia por sobreiteración), o a la mezcla de tonos en varios niveles de frecuencia debido a su aparición en distintos instantes de tiempo o inclusive a la aplicación de máscaras en el proceso M-EMD. Todo ello puede provocar un mal cálculo de la HT y por tanto una mala estimación de los valores de frecuencia y amplitud de las componentes.

4.2. Problemas de una extracción no ortogonal.

Gran parte de los problemas de EMD derivan de no ser un método analítico. EMD es un algoritmo y por tanto tiene una gran variabilidad en función de los datos a analizar y los parámetros límite escogidos (ver punto IV.5.3.5.). Por ello, a lo largo del desarrollo de la tesis se vio la necesidad de intentar mejorar el método de tal modo que fuera válido de forma general para diversos datos de entrada, sin tener que estar probando distintas configuraciones paramétricas o máscaras. La meta que se planteó fue el intentar mejorar la ortogonalidad de la descomposición para asegurar que por tanto, las componentes fueran independientes y homogéneas en el tiempo, garantizando de ese modo una buena HT.

Los problemas de ortogonalidad suelen derivarse de la dificultad que tiene la EMD para separar componentes en función de las diferencias de amplitud. Por ejemplo, si se analiza una señal armónica de componentes:

Tabla V.8. Señal sinusoidal de cuatro componentes.

	t=0:0.04s	t=0.04:0.07s	t=0.07:0.10s	t=0.10:0.14s
F₁ (Hz)	150	150	150	150
F₂ (Hz)	-	350	350	350
F₃ (Hz)	-	720	720	-
F₄ (Hz)	-	1500	1500	1500
A₁	1	1	1	1
A₂	-	0.3	0.5	0.5
A₃	-	0.8	0.5	-
A₄	-	0.5	0.3	0.2

Al descomponerla mediante EMD tal y como se especifica en el algoritmo expuesto en el punto IV.5.2 se obtendría la siguientes IMFs:

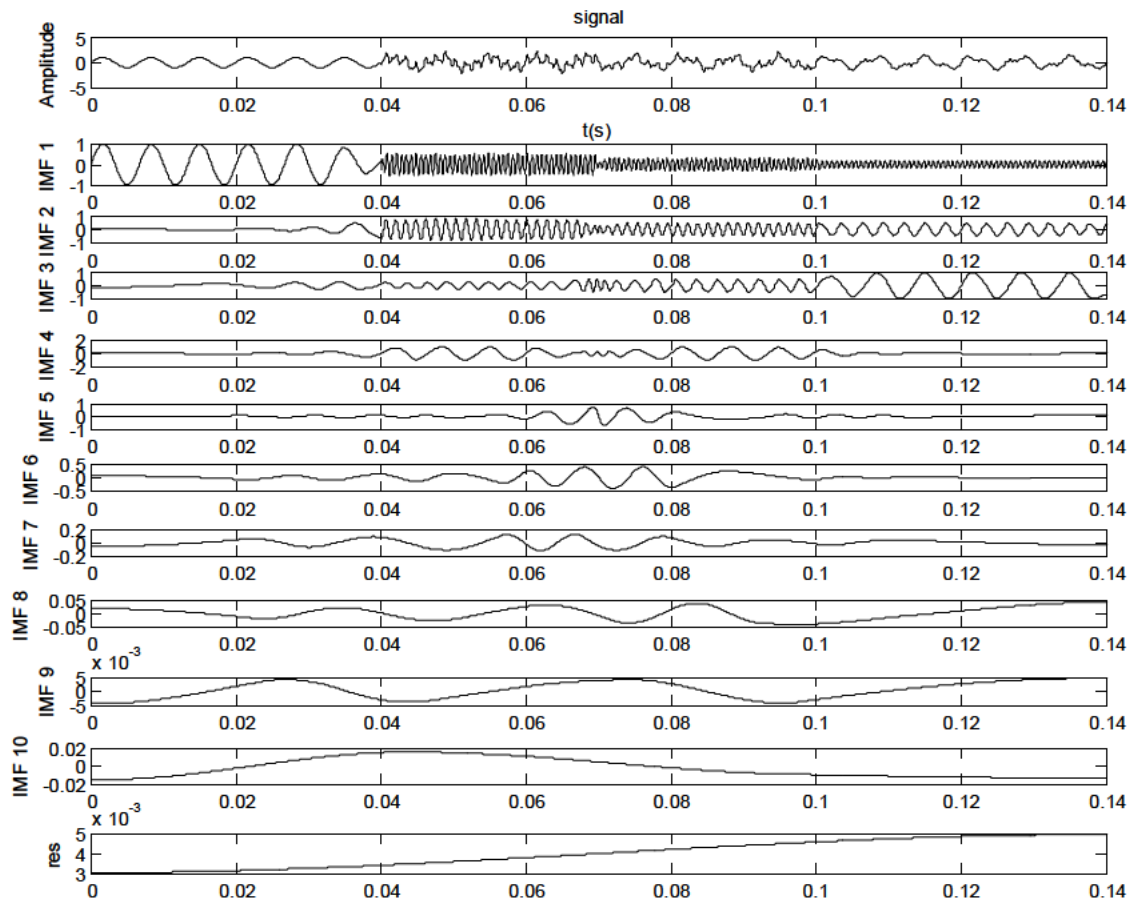


Figura V.28. EMD de la función definida en la tabla V.8.

Al observar la descomposición, a simple vista se puede ver que se mezclan componentes de distintas frecuencias dentro de cada IMF en el tiempo (IMFs 1, 2 y 3), e incluso la componente de 150Hz se extrae como combinación lineal, total o por partes, de la mayoría de las IMFs. La diferencia de frecuencia de los tonos que se han elegido se encuentra fuera de una octava de frecuencia, pero aun así la descomposición no es la deseada, tomando el índice de ortogonalidad un valor de 0.0786. Es difícil definir un

intervalo óptimo de IO puesto que este depende de la naturaleza de los datos, siendo cuanto más pequeño mejor la descomposición llevada a cabo.

Un mal índice de ortogonalidad provoca un mal cálculo del HSA, especialmente en baja frecuencia. Por ejemplo, para la anterior descomposición obtendríamos:

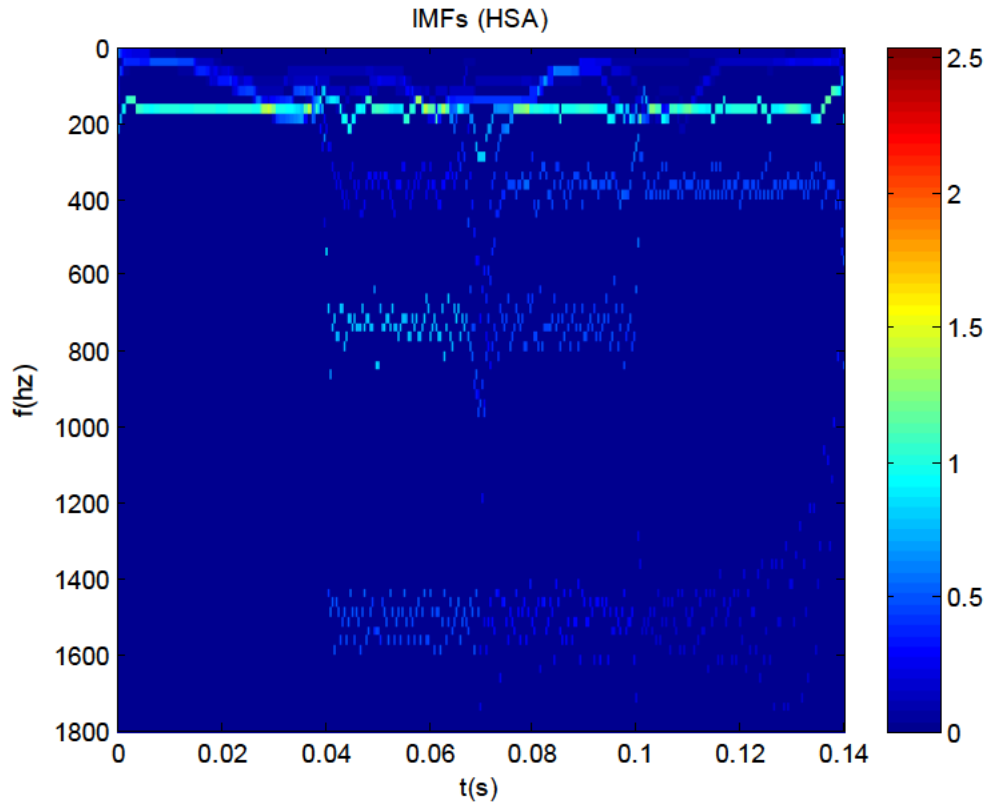


Figura V.29. HSA de las IMFs obtenidas mediante EMD convencional de la tabla V.8. La descomposición muestra gran error sobre todo en baja frecuencia.

En el que es difícil observar las componentes buscadas, ya que se realiza un mal cálculo de la HT y por tanto de la frecuencia y la amplitud instantánea al encontrarse los tonos mezclados.

Este efecto es especialmente visible en las componentes de baja frecuencia, donde un excesivo número de iteraciones puede llevar a la aparición de falsas componentes de baja frecuencia (valores por debajo de 50Hz incluidos).

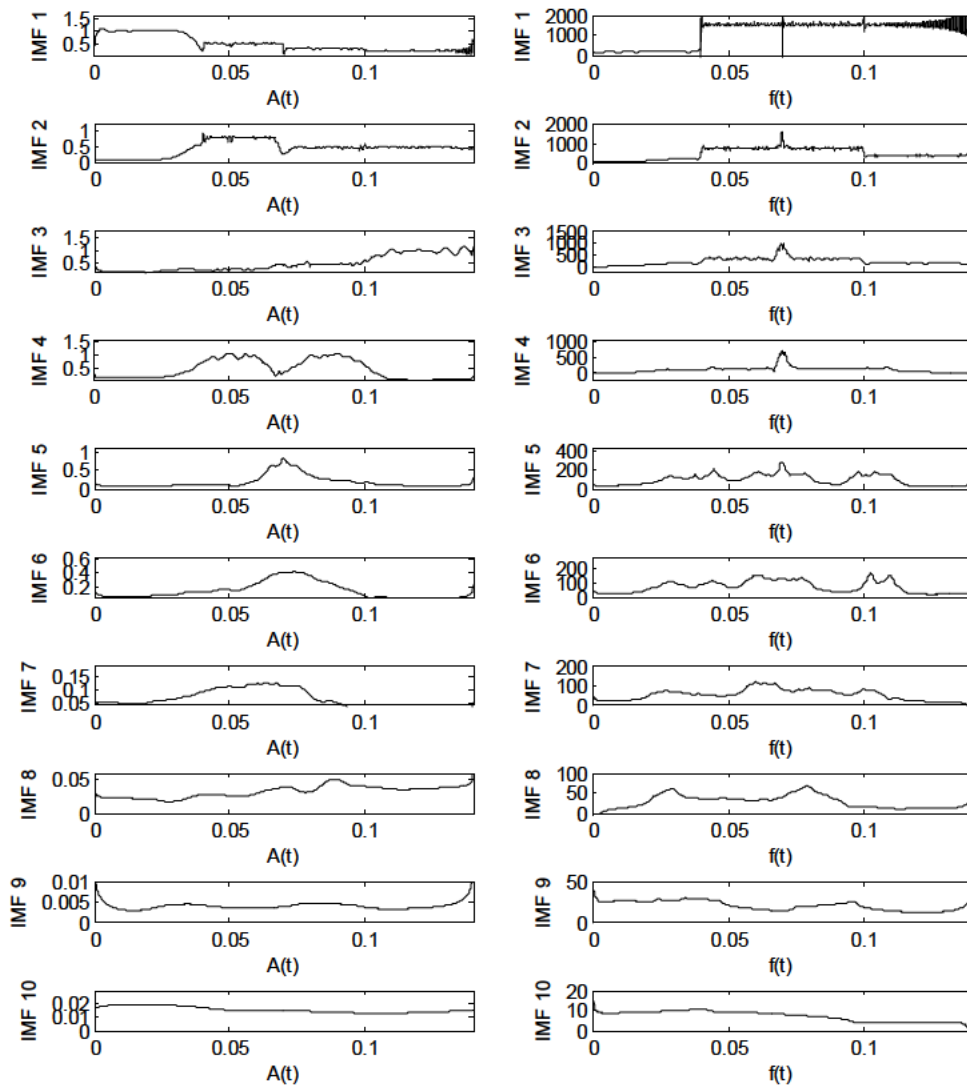


Figura V.30. Amplitud (izquierda) y frecuencia instantánea (derecha) de las IMFs extraídas mediante EMD.

Así mismo, el propio cómputo de la frecuencia instantánea sobreoscila si hay un cambio abrupto de la frecuencia en el tiempo, es decir si se encuentran dos tonos de frecuencia diferentes en la misma IMF, aun cuando no coincidan en el tiempo, como se aprecia en las IMFs 1, 2 y 3 de la figura V.28. Por ejemplo, una sencilla señal tal como la siguiente:

Tabla V.9. Señal sinusoidal con 2 tonos no coincidentes en el tiempo.

	$t=0:0.04s$	$t=0.04:0.07s$	$t=0.07:0.10s$	$t=0.10:0.14s$
F_1 (Hz)	150	-	150	-
F_2 (Hz)	-	350	-	350
A_1	1		1	
A_2		0.5		0.5

Tendría una frecuencia instantánea, con una oscilación mayor que si los dos tonos se hubieran separado. Es decir, no basta con que cada IMF tenga en cada instante de tiempo

tonos distintos, sino que es recomendable para una mayor precisión en el cómputo de la frecuencia que cada tono se encuentre en IMFs diferentes.

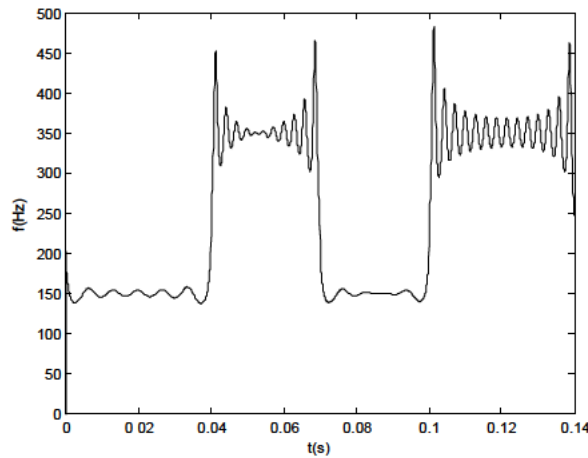


Figura V.31. Frecuencia instantánea de la señal de la tabla V.9. El cómputo de la frecuencia instantánea se ve afectado por los efectos de borde en la propia señal.

4.3. Método de corrección por energía.

Para mejorar la extracción de las IMFs es necesario eliminar la información mezclada entre las mismas. Para ello, se programó en MATLAB™ un algoritmo en varios pasos. Lo resumiremos aquí, aunque será detallado en los siguientes puntos con un ejemplo.

En primer lugar se calcula la frecuencia media de la señal. Este valor es el que se utiliza posteriormente como criterio para la unión o separación de las diferentes IMFs. Adicionalmente, se realiza una estimación de la frecuencia de la energía de cada IMF. En este cómputo se tiene en cuenta no sólo el valor de la frecuencia, sino también el valor de la amplitud. La frecuencia de la energía permite definir en cambio, las bandas de frecuencia que se utilizan para la mezcla o separación de las componentes. Es decir, se unen o separan en base a su frecuencia media, pero las bandas a considerar dependen de la distribución que adopte la frecuencia energética.

Para obtener dichas bandas, primero se realiza una discretización del HSA basado no en la frecuencia instantánea, sino en la frecuencia media de la energía. El HSA se discretiza mediante una rejilla tiempo-frecuencia, de tal modo que en función de los valores característicos que toma la frecuencia de la energía en el tiempo se obtenga una distribución de frecuencia de energía. Mediante esta distribución se detecta los valores de frecuencia que tienen un mayor valor de energía y por tanto las bandas de frecuencia a

considerar para la unión o separación de IMFs. En base a los mínimos de dicha distribución se juntan o se separan las IMFs tomando los valores de la frecuencia media obtenidos en el primer punto. Si el HSA obtenido es satisfactorio no hace falta repetir el proceso, si no es así, puede volver a aplicarse a los nuevos modos obtenidos.

El proceso, si se desea, se puede llevar a cabo escogiendo sólo las IMFs deseadas (1:m) no teniendo que participar en el proceso de unión, las restantes, o pudiéndose aplicar de forma iterativa hasta tener la descomposición deseada. Por simplificación en el ejemplo mostrado se llevará a cabo una única iteración aplicada a la totalidad de IMFs.

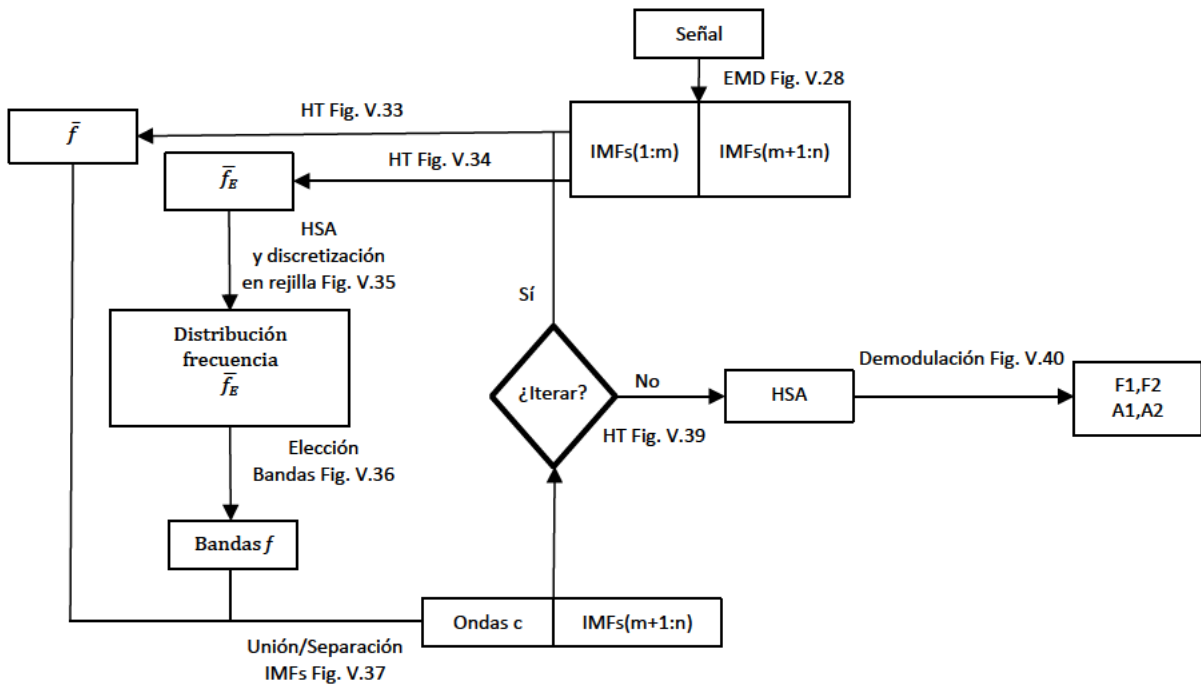


Figura V.32. Esquema seguido para la mejora de la ortogonalidad y extracción de componentes de una señal.

4.3.1. Frecuencia media de la señal

El primer paso es obtener la frecuencia media de cada una de las IMFs mediante el método expuesto en el punto V.2.2.2. Concretamente para la descomposición obtenida en la figura V.28 se obtendría:

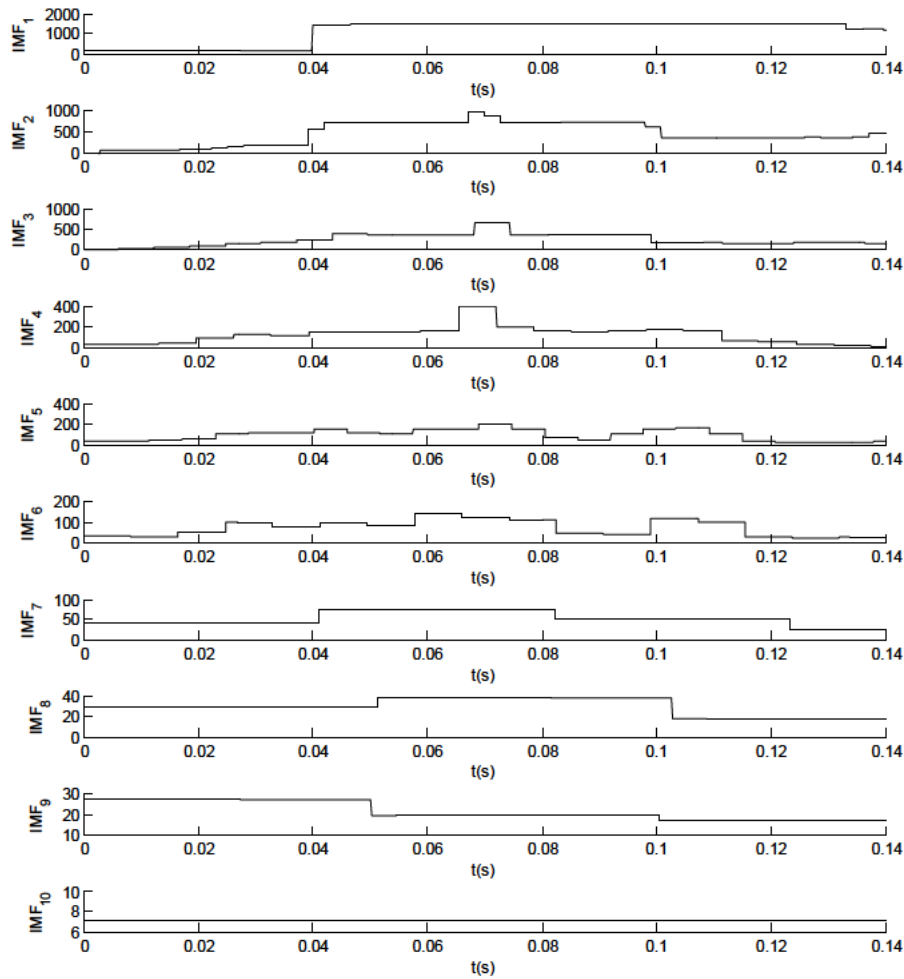


Figura V.33. Frecuencia media de la descomposición por IMFs de la señal de la tabla V.8 mediante los tramos obtenidos con coeficiente de autocorrelación.

Como se puede observar, especialmente en baja frecuencia debido al gran número de IMFs extraídas, aparecen frecuencias inferiores a los 150Hz que era el tono más bajo realmente presente en la señal.

EMD no sólo muestra por tanto dificultades para extraer tonos que se encuentren en la misma octava, sino que también en la práctica tiene dificultades de sobreentrenamiento y en función de los valores de amplitud, para extraer tonos en distintas octavas. Por ello, lo que se va a buscar es unir los tramos de aquellas IMFs que tengan tonos en un mismo ancho de banda representativo.

4.3.2. Frecuencia energética de una IMF

El valor de frecuencia obtenido en el punto anterior, aunque define la frecuencia de la componente de mayor amplitud de cada modo, no tiene en cuenta el peso en amplitud que tiene respecto de las otras componentes. Esto hace que por ejemplo, un ruido extraído

como IMF daría un valor de frecuencia no representativo. Para definir las bandas de frecuencia que se utilizarán en la corrección de las IMFs hay que basarse por tanto, en un criterio que tenga en cuenta tanto la frecuencia como el valor de amplitud. Por ello, se utilizará como criterio para la elección de las bandas el valor de la frecuencia media de la energía de cada IMF. Este valor de frecuencia se define para cada IMF, o tramo de la misma, en función de la frecuencia instantánea f , y la amplitud instantánea a como:

$$(V.35) f_E = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} f_i \cdot a^2_i}{\sum_{i=1}^{i=n} a^2_i}$$

En la figura V.34 se puede observar el valor medio de f_E respecto de la frecuencia media en función de los tramos marcados por el coeficiente de autocorrelación. La diferencia en función de lo realmente representativa que pueda llegar a ser la frecuencia media puede ser más o menos acusada. En el ejemplo mostrado, los valores son muy cercanos.

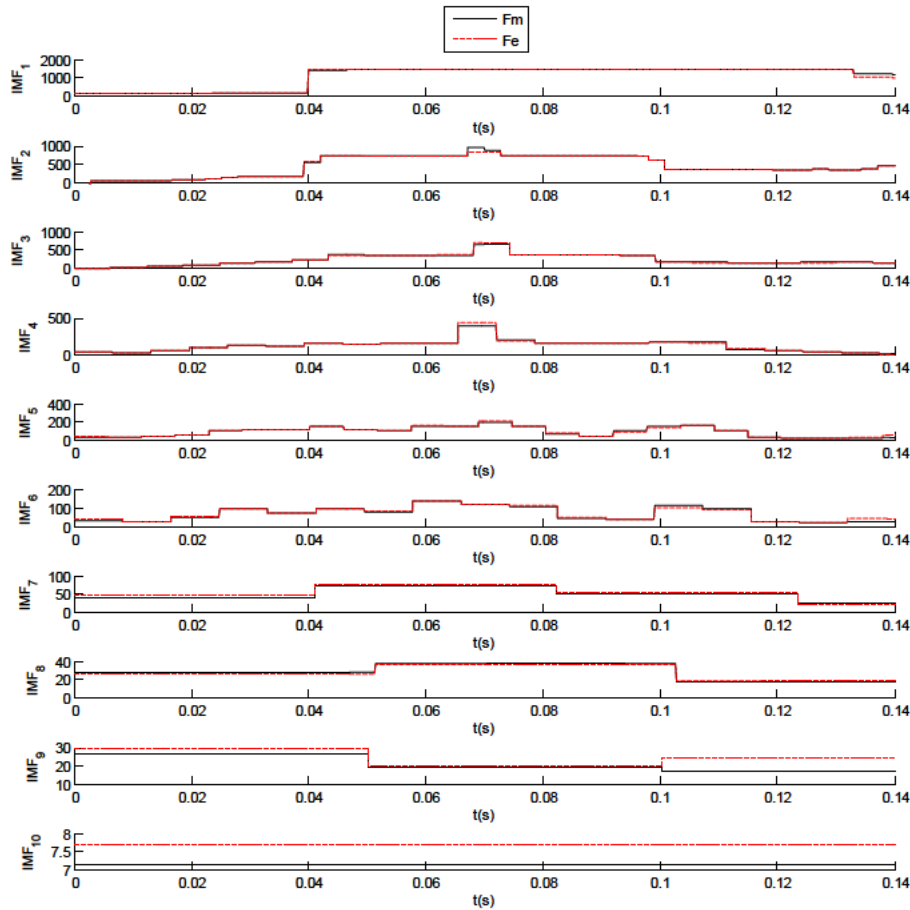


Figura V.34. Frecuencia media (negro), frecuencia media de la energía f_E (rojo discontinuo) para la descomposición EMD.

4.3.3. Unión de IMFs

Una vez obtenida la f_E característica, se utiliza dicho dato para obtener su distribución de frecuencia. El proceso tiene varios pasos y el primero consiste en generar una rejilla para el HSA de f_E . El concepto es similar al del HSA convencional que utiliza n bandas de frecuencia por cada instante de tiempo, pero utilizando f_E en vez de la frecuencia instantánea. Lo ideal es que la precisión en frecuencia sea lo suficiente para que las bandas ni sean muy anchas, y se mezclen componentes, ni tan gruesas que dificulten la representación de los tonos de frecuencia. En t se puede mantener el número de puntos original para evitar perder precisión.

La máxima frecuencia capaz de ser representada por HT corresponde a la mitad de la frecuencia de muestreo, por lo que el ancho de las bandas tendrá un valor proporcional a este. Por ejemplo, si la frecuencia de muestreo es de 20kHz y se desean bandas con ancho de 50Hz tendríamos 201 niveles. En el ejemplo utilizado para demostrar el método, se optó por ese valor de niveles en f , sin reducción en el número de puntos en t , siendo por tanto la rejilla de 201x2801 puntos con ancho de nivel en f de 50Hz. Este punto es totalmente modificable y adaptable a las bandas más probables que deseemos obtener. Incluso se puede optar por escalas diádicas similares a las utilizadas en wavelet.

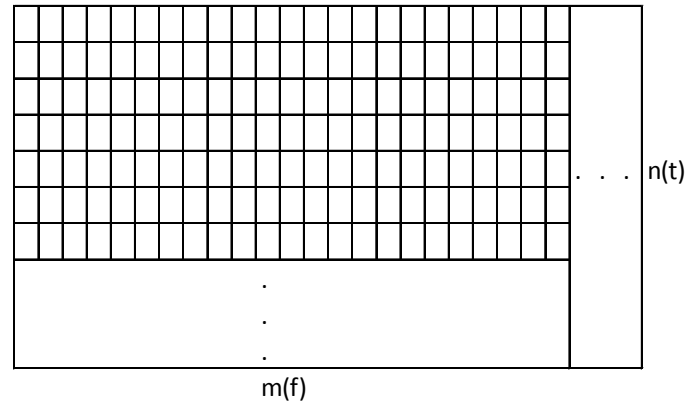


Figura V.35. Representación gráfica de la rejilla de m niveles en frecuencia y n niveles en tiempo. El número de puntos y por tanto el tamaño de las celdas es modificable.

En base a dicha retícula se puede calcular la distribución de energía de la descomposición obtenida con EMD. Organizando la distribución de frecuencia de la energía en un gráfico de barras en función de los niveles definidos se obtendría aquellos valores de frecuencia dónde se concentra el mayor valor de energía. Estas densidades de energía son las que se utilizan para delimitar las bandas de frecuencia.

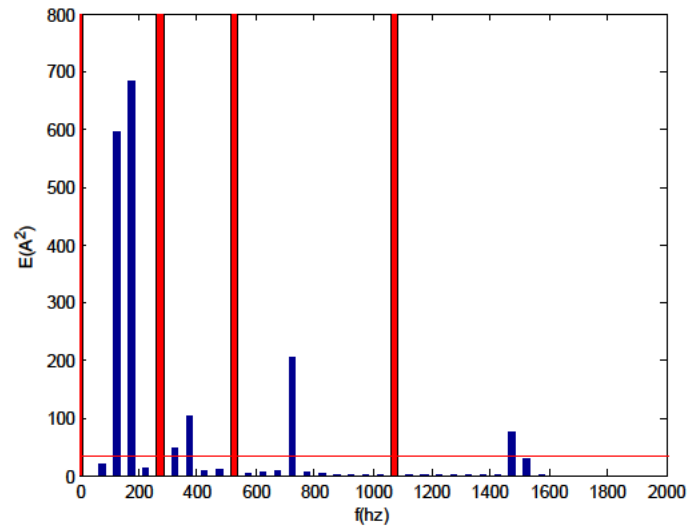


Figura V.36. Representación energética de la descomposición EMD de la señal de la tabla V.8 en base a los niveles de la frecuencia energética. Hay cuatro densidades de frecuencia que dan lugar a las bandas de frecuencia consideradas (tramos entre bandas rojas). En línea roja aparece el valor del umbral para la selección automática de bandas.

La elección se puede llevar a cabo de forma supervisada o automática. En el caso de optar por el modo automático de selección de bandas, la herramienta selecciona los tramos entre máximos de la distribución que superen un determinado umbral respecto del máximo, en el ejemplo mostrado un 5%.

Tras definir las bandas de frecuencia significativas de la descomposición, se agrupan los tramos de IMFs que tengan frecuencia media, dentro de una misma banda. Concretamente en la figura V.36 se observan 4 densidades de energía que corresponderían a los 4 tonos presentes en la señal, estando los valores definidos por los intervalos: [0-275), [275-525), [525-1075), [1075-fs/2]. A partir de ellas, y en base a la frecuencia media de las ondas originales se agrupan los tramos de tiempo con frecuencias medias situadas en la misma banda.

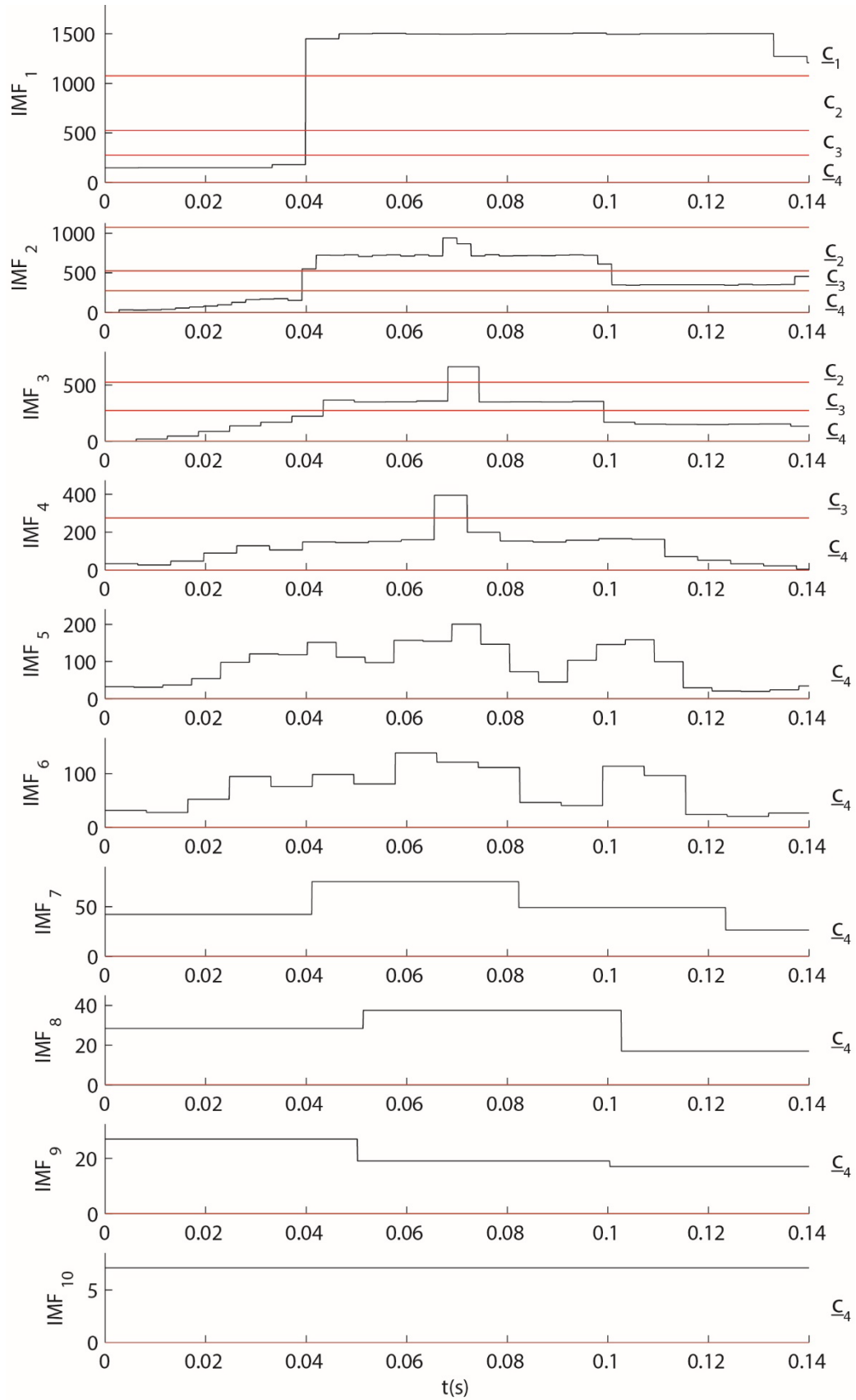


Figura V.37. Frecuencia media de las IMFs (negro) y bandas de frecuencia de energía consideradas (rojo). Las bandas de frecuencia separan los tramos de cada IMF en su aportación a las ondas c , subrayadas en el caso de estar presentes.

Dichas ondas no son estrictamente IMFs, debido a que la combinación lineal de 2 o más IMFs no tiene porqué cumplir la condición de IMF, por lo que las denominaremos ondas c o c-waves.

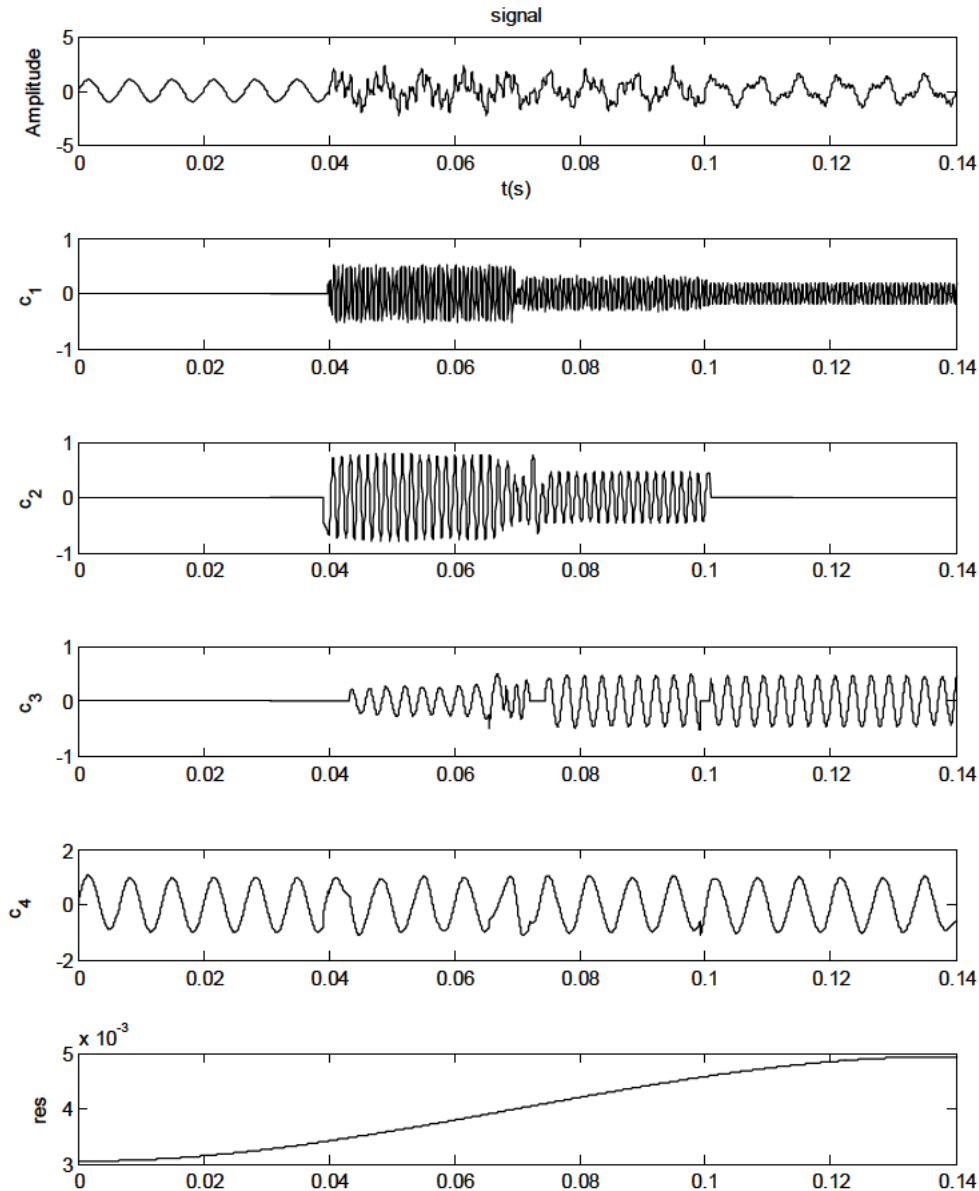


Figura V.38. Descomposición en c-waves en base a la distribución energética de frecuencia.

Como se observa, en los flancos de cambio puede haber pequeños errores debido al cálculo de la frecuencia media y energética a tramos. Un proceso de aplicación del método a tramos de la señal mitigaría dichos errores de flanco. Dicho proceso se encuentra implementado, pero requiere de la elección manual de los tramos de tiempo. En este ejemplo, hemos querido mostrar el comportamiento de la herramienta de modo totalmente autónomo, perdiendo precisión en los flancos de cambio de la señal a cambio de dicha

característica. No obstante, estas pequeñas discontinuidades apenas tienen un efecto en la representación del HSA.

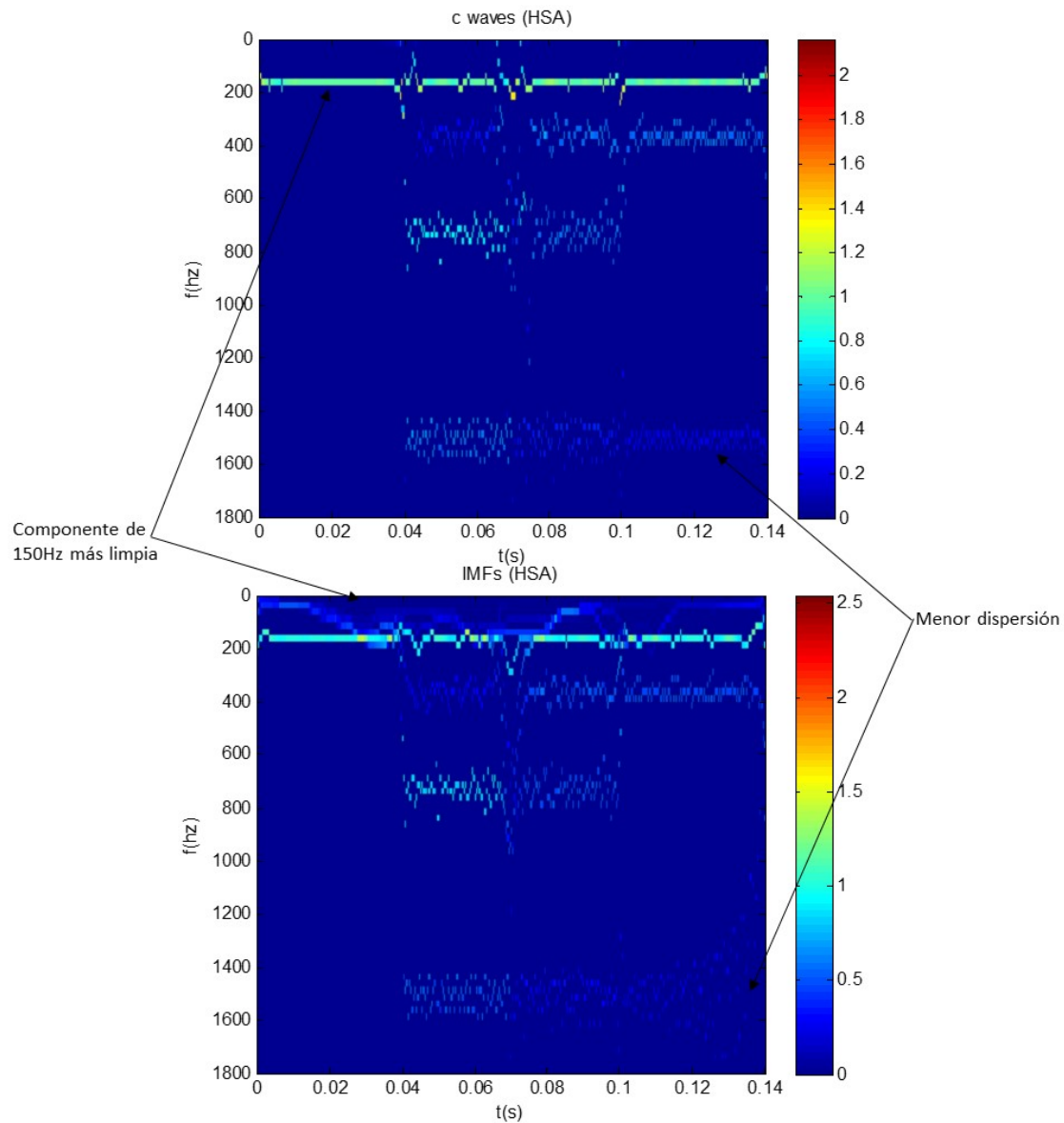


Figura V.39. Comparación del HSA de la descomposición en c-waves respecto a IMFs. El método mejora la precisión en la componente de 1500Hz.

Con la descomposición en c-waves se pasa a tener un IO de 0.0185 respecto del 0.0786 original. Mejorando como puede verse en la figura V.39 la precisión del HSA.

Para obtener los resultados finales es recomendable llevar a cabo el proceso de demodulación que se puede ver la figura V.40. Esto es especialmente necesario en el caso de que las c-waves tengan dos tonos mezclados. Es preciso recordar aquí, que el proceso mejora la ortogonalidad de la descomposición, pero no soluciona el inherente problema de las IMFs de separación de señales que se encuentran en una estrecha banda de

frecuencia. Adicionalmente, el propio proceso de separación mediante c-waves puede unir tonos separados por las IMFs si el proceso de selección de bandas (figura V.36) no se realiza de forma correcta, por lo que la demodulación será siempre el último paso.

En la figura V.40 aparecen en rojo los valores correspondientes al tono principal y en azul los del secundario. El tono secundario en la mayoría de los casos es despreciable y no proporciona información relevante si las c-waves extraídas tienen un solo tono.

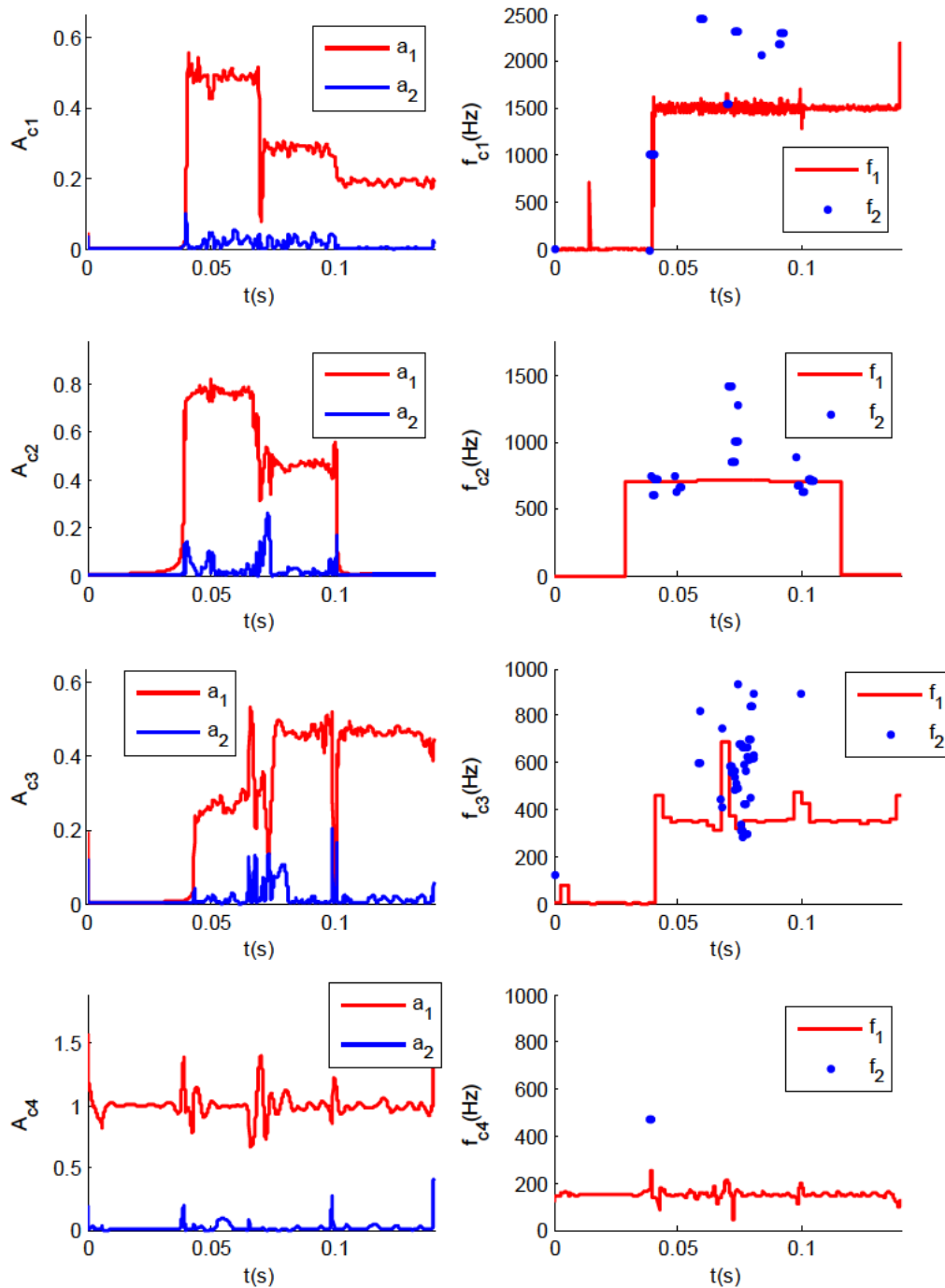


Figura V.40. Demodulación de las c-waves obtenidas mediante el proceso de mejora. En azul punteado aparecen aquellos valores de la componente 2 con amplitud significativa.

Resumiendo lo observado en la figura:

- c_1 contiene prácticamente en su totalidad el tono de 1500Hz con sus amplitudes correspondientes de 0.5, 0.3 y 0.2 respectivamente. Como tono secundario tan sólo se aprecia una leve oscilación de amplitud despreciable asociada al propio proceso de demodulación.
- c_2 también es prácticamente monocomponente para el tono de 720Hz con sus amplitudes de 0.8 y 0.5. Tan sólo se aprecia una discontinuidad con amplitud correspondiente al flanco situado en $t=0.7s$.
- c_3 contiene el tono de 350Hz de amplitud 0.3 y 0.5. Como parte de la componente mayor (rojo) en $t=0.7s$ aparece parte del tono de 720Hz del flanco y el error del flanco para la componente 2.
- c_4 salvo por las oscilaciones de flanco contiene en su totalidad el tono de 150Hz con amplitud 1.

4.3.4. Conclusiones

El método mostrado permite mejorar el índice de ortogonalidad de la descomposición en IMFs. Las nuevas ondas obtenidas, denominadas c-waves proporcionan un mejor HSA que las IMFs originales.

Como inconveniente del modelo se encuentra la dependencia de dos parámetros: el número de niveles de frecuencia a establecer, para realizar la rejilla de frecuencia de energía, y los tramos de esta a considerar para definir las bandas que marcan el criterio de unión de IMFs dependientes. Esto puede provocar la aparición de leves errores en los cambios abruptos de amplitud de la señal. La aplicación supervisada de la herramienta eligiendo los tramos en tiempo y bandas de frecuencia adecuadas ayuda a mitigar el problema.

Adicionalmente, el método no soluciona la incapacidad de EMD para separar tonos cercanos, por lo que un proceso de demodulación posterior puede ser necesario para limitar la mezcla de tonos en la descomposición de IMFs inicial.

5. Herramientas auxiliares: Mapas auto-organizados de Kohonen (SOM)

5.1. Introducción

Los mapas auto-organizados de Kohonen (Self- Organizing Maps SOM) (Kohonen 1989) son un tipo de ANN que se utilizará en la clasificación e identificación de la información extraída de las señales a partir de la metodología expuesta. Por lo tanto, es una herramienta complementaria de análisis en esta tesis.

Los SOM son redes neuronales de entrenamiento con aprendizaje no supervisado. Al no suministrársele, durante el entrenamiento, ningún valor esperado de salida, debe procesar los datos de entrada de forma autónoma (auto-organizado).

Esta ANN realiza una transformación de un espacio de entrada continuo, y con dimensión arbitraria, a un espacio discreto de una o dos dimensiones (mapa), manteniendo las propiedades topológicas de la entrada. Este acto se realiza por reconocimiento, en los valores del vector de entradas, de unas características o patrones que son representadas después en el plano como un mapa de dichas características o patrones.

Por tanto, es un algoritmo que agrupa un conjunto de datos con una serie de características, descubriendo la estructura subyacente de los mismos. La arquitectura de los mapas ha demostrado ser aplicable a una diversidad de dominios de datos, en especial a aquellos en los que se posee un gran volumen de información y numerosos atributos (Chicco et al. 2004, Verdu et al. 2006, Milosevic et al. 2012).

5.2. Funcionamiento

Los SOM son un algoritmo no supervisado, es decir, no necesitan de un supervisor externo que juzgue los procesos del aprendizaje. Esto es debido a que no se dispone de ninguna salida objetivo hacia la cual debería tender la red neuronal y sólo maneja patrones de entrada.

También se le denomina como algoritmo competitivo, porque durante el entrenamiento se entrena una sola neurona cada vez. Las neuronas compiten unas con otras para activarse cuando se presenta a la red un patrón de entrada. Se pretende que sólo una de las neuronas

resulte vencedora ante el patrón de entrada, desactivando el resto de neuronas de la capa de salida.

La estructura de los SOM está compuesta por dos capas de neuronas. Se puede observar de manera gráfica en la figura V.41:

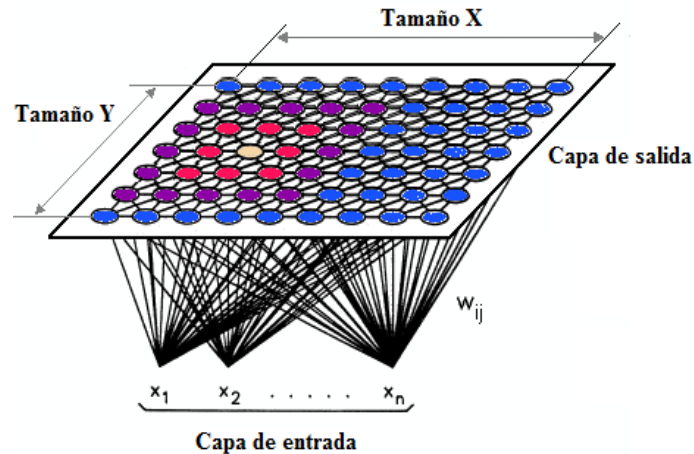


Figura V.41. Estructura gráfica SOM.

Componiéndose de:

- Capa de entrada: Está formada por n neuronas, una por cada variable de entrada. Se encarga de recibir y transmitir a la capa de salida la información procedente del exterior.
- Capa de salida: Está compuesta por $m = X \cdot Y$ neuronas, que son el número de clústeres que va a construir el mapa después de procesar la información. Las neuronas de la capa de salida se organizan en forma de mapa bidimensional.
- La información se propaga desde la capa de entrada hacia la capa de salida. Cada neurona $i \in n$ de la capa de entrada está conectada con cada neurona de la capa de salida $j \in m$ mediante un peso w_{ij} que permite dar una importancia distinta si se desea a las variables de entrada.

Entre las neuronas de la capa de salida existe cierta relación, ya que cada una de ellas tiene cierta influencia sobre sus vecinas. Esto se consigue a través de un proceso de competición entre neuronas y la aplicación de una función de vecindad, que produce la topología del mapa. Las más frecuentes son la rectangular o la hexagonal (en esta tesis se

utilizó la hexagonal). Esta topología permanece fija al inicio del algoritmo. Cada neurona de la capa de salida j tiene asociada una vecindad N_j , que está constituida por las neuronas adyacentes a ésta.

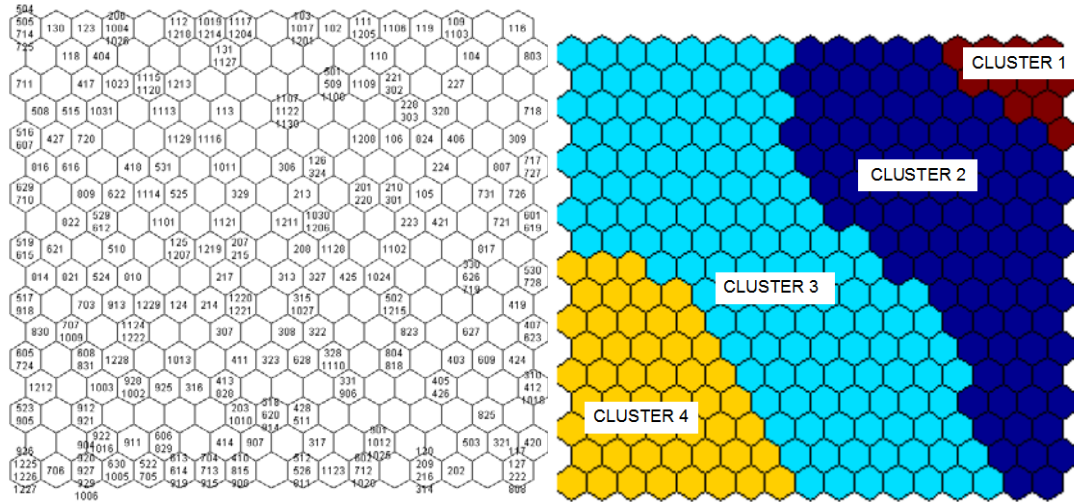


Figura V.42. Ejemplo de clasificación de datos por una SOM (etiquetas formato mes/día) y clústeres para los precios de la energía en tiempo real del mercado de Nueva Inglaterra E.E.U.U. 2006. Fuente (Gabaldon et al. 2008) Copyright © 2008, IEEE.

Todas estas características proporcionan una serie de ventajas a este modelo:

- No linealidad: el comportamiento no lineal de las funciones de activación de las neuronas posibilita que las redes neuronales puedan actuar como aproximaciones universales de funciones no lineales.
- Son adaptables a la evolución de cualquier tipo de representación de datos sin más que volverlas a entrenar.
- Presentan una menor dependencia del conocimiento de los “expertos” en el desarrollo de modelos, al contrario que sucede en los modelos ARIMA que exigen un alto grado de experiencia.

Por otro lado, se pueden señalar como desventaja, la necesidad de disponer de gran cantidad de datos para realizar un mejor entrenamiento del modelo.

5.3. Aplicabilidad a la herramienta

Las principales utilidades de este algoritmo son las siguientes:

- Clustering/Clasificación: agrupar el conjunto de datos de entrada en diferentes grupos (clústeres), con características similares, pero diferentes del resto de agrupaciones. Este agrupamiento, como se realiza de una forma ordenada, permite visualizarlo y descubrir características nuevas, o relaciones que no se habían previsto de antemano. También permite visualizar la evolución temporal de un conjunto de datos.
- Identificación: una vez calibrado el mapa, o asignada algún tipo de etiqueta a cada clúster, se puede usar para asociar datos desconocidos que tengan las mismas características.

La clasificación se utilizó en un primer lugar para eventos eléctricos utilizando la información que proporciona la HT y las modificaciones que hemos comentado en puntos anteriores de este capítulo. Posteriormente, una vez el mapa se encuentra entrenado y clasificado con la base de datos de entrada considerada, se lleva a cabo la identificación de eventos distintos a los clasificados (base de datos distinta) para caracterizarlos como eventos de un tipo u otro.

Adicionalmente, también se utilizó la herramienta para llevar a cabo la predicción de carga eléctrica de un SEP (Nueva Inglaterra E.E.U.U.). Primero se generó un mapa de clasificación correspondiente a un periodo temporal de 5 años (2005-2009 inclusive) y después se realizó el proceso de predicción en base a la identificación de datos correspondientes al año siguiente (2010) sobre el primer mapa creado.

Como última aplicación se empleó para clasificar diferentes combinaciones de cargas de tipo doméstico y proceder a su posterior identificación como método de desagregación de firmas de carga muestreadas en micro escala.

Capítulo VI. RESULTADOS

Índice capítulo

1.	Introducción.....	VI-1
2.	Caracterización e identificación de eventos electromagnéticos a micro escala. .	VI-1
2.1.	Introducción	VI-1
2.2.	Fuente de datos utilizada.....	VI-2
2.2.1.	Datos sintéticos.....	VI-2
2.3.	Caracterización	VI-3
2.4.	Clasificación e Identificación	VI-5
2.4.1.	Introducción.....	VI-6
2.4.2.	Análisis previo de los datos.....	VI-8
2.4.3.	Aplicación de la transformada de Hilbert.....	VI-10
2.4.4.	Traslación y compresión del vector de datos.	VI-11
2.4.5.	Clustering/Clasificación	VI-14
2.4.6.	Identificación.....	VI-16
2.5.	Conclusiones.....	VI-16
3.	Caracterización e identificación de consumos eléctricos a macro escala.....	VI-17
3.1.	Introducción	VI-17
3.2.	Fuente de datos utilizada.....	VI-19
3.3.	Análisis de las firmas de carga a macro escala individuales	VI-21
3.3.1.	Análisis frigorífico.....	VI-21

3.3.2.	Termo eléctrico.....	VI-24
3.3.3.	Radiador de aceite	VI-26
3.3.4.	Otros aparatos	VI-36
3.4.	Análisis de las curvas de carga agregadas.	VI-37
3.5.	Determinación del consumo.	VI-50
3.6.	Conclusiones.....	VI-53
4.	Caracterización de consumos eléctricos a micro escala	VI-53
4.1.	Introducción	VI-53
4.2.	Fuente de datos utilizada.....	VI-54
4.2.1.	Adquisición de datos	VI-54
4.2.2.	Cargas consideradas	VI-55
4.2.3.	Tratamiento de los datos previo.....	VI-56
4.2.4.	Determinación de los diferentes modos de funcionamiento.....	VI-58
4.3.	Análisis datos	VI-61
4.3.1.	Descomposición en IMFs	VI-61
4.3.2.	Análisis con el espectro de Hilbert (HSA) y compresión de los datos	VI-62
4.3.3.	Otros parámetros	VI-64
4.4.	Clasificación	VI-65
4.5.	Identificación y desagregación	VI-66
4.6.	Extracción de parámetros a macroescala	VI-69

4.7.	Conclusiones.....	VI-70
5.	Predicción de carga.....	VI-72
5.1.	Introducción	VI-72
5.2.	Fuente de datos utilizada.....	VI-73
5.3.	Tratamiento de datos.....	VI-73
5.4.	Validación del modelo: errores.....	VI-75
5.4.1.	Error absoluto porcentual de la media (MAPE)	VI-76
5.4.2.	Raíz del error cuadrático de la media (RMSE).....	VI-76
5.5.	Variables a modificar para los datos de entrada	VI-77
5.6.	Filtrado de datos.....	VI-79
5.7.	Modelo de predicción	VI-80
5.7.1.	Características del modelo.....	VI-80
5.7.2.	EMD	VI-83
5.7.3.	Clasificación	VI-84
5.7.4.	Identificación y predicción	VI-85
5.7.5.	Cálculo de errores	VI-86
5.8.	Validación del modelo y las variables de entrada.....	VI-88
5.8.1.	Proceso	VI-88
5.8.2.	Resultados de filtrado de días y/o estación.....	VI-89
5.8.3.	Resultados de utilizar 1 o 2 IMFs.....	VI-93

5.8.4.	Evaluación de resultados al aplicar un filtro de datos persistente	VI-94
5.8.5.	Conclusiones.....	VI-96

1. Introducción

A lo largo de este capítulo se muestran diversas aplicaciones de las mejoras y herramientas desarrolladas en el capítulo V. Debido a lo heterogéneo de las aplicaciones consideradas, éstas se estudian de modo independiente en algunos casos con leves particularizaciones respecto a lo expuesto en el capítulo V.

La causa de dicha heterogeneidad viene marcada por la propia evolución que experimentó la investigación a lo largo del tiempo. Aunque en un primer momento, el objeto de aplicación de la tesis iba a limitarse a la caracterización e identificación de fenómenos y perturbaciones electromagnéticas en el SEP, sobre todo en el nivel de distribución y consumo, la dificultad de obtención de datos reales de alta frecuencia de muestreo y resolución y la utilidad que se observó en la metodología para el análisis de consumos eléctricos derivó en la adaptación de las herramientas a este tipo de datos.

La organización del capítulo sigue la separación de macro y micro escala que se trató en capítulos anteriores. Centrándose las distintas aplicaciones en la caracterización, clasificación y/o identificación de los datos tratados.

2. Caracterización e identificación de eventos electromagnéticos a micro escala.

2.1. Introducción

Como se indicó, el análisis a micro escala se aplica a series de datos cuyo tiempo de muestreo es superior al periodo marcado por la frecuencia nominal.

La aplicación de la técnica se basa en la caracterización de dichas señales mediante las herramientas desarrolladas en el capítulo anterior. Para su clasificación e identificación se utiliza el apoyo de herramientas ANN. En primer lugar, se lleva a cabo el análisis de la base de datos considerada, para posteriormente con la información obtenida del análisis de las señales, emplear SOM para lograr una agrupación de eventos por similitud. Finalmente, con otro grupo de eventos no utilizado en la creación del mapa inicial se lleva a cabo la identificación de los mismos mediante la comparación de estos con el mapa de clasificación.

2.2. Fuente de datos utilizada

Uno de los principales problemas en el análisis de señales a micro escala es la necesidad de tener datos a una alta frecuencia de muestreo. Un valor alto permite mejorar la resolución del HSA y, en el caso de EMD, un mayor número de puntos permite extraer de mejor forma la oscilación local que constituye cada IMF. Adicionalmente, una baja frecuencia de muestreo tiene indeseables efectos sobre la aplicación de los algoritmos de obtención de envolventes o errores de borde. De todo ello se habló convenientemente en el punto IV.5.3. La base de datos utilizada fue creada mediante software informático. Concretamente la herramienta utilizada fue MicroCap™.

2.2.1. Datos sintéticos

Para la prueba y desarrollo de las herramientas tratadas se consideró un sistema de potencia muy simplificado como el que aparece en la siguiente figura:

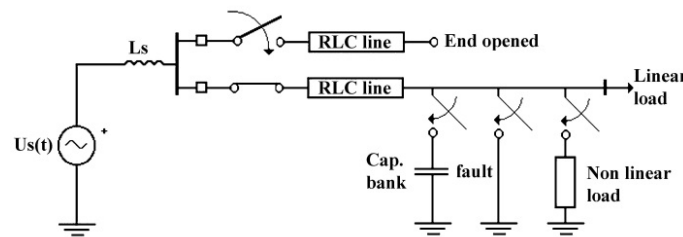


Figura VI.1. Sistema de potencia utilizado para la simulación de transitorios. Fuente (Ortiz et al. 2012) Creative Commons.

Mediante el mismo, se simuló algunos de los eventos electromagnéticos más comunes para ser analizados mediante la herramienta desarrollada. Los eventos fueron generados mediante MicroCap™ y comprobados analíticamente a partir de las ecuaciones de estado del sistema:

$$(VI.1) \begin{cases} x'(t) = A \cdot x(t) + B \cdot u(t) \\ y(t) = C \cdot x(t) + D \cdot u(t) \end{cases}$$

Donde:

- $x(t)$ es el vector de variables de estado.
- $u(t)$ es la fuente excitación (tensión o corriente).
- $y(t)$ son las corrientes o tensiones para cada circuito analizado.

Para resolver el sistema de ecuaciones diferenciales se utilizó Matlab™. La ventaja de resolver las ecuaciones de estado es que los valores propios de la matriz A, y los valores complejos en particular, proporcionan la duración y las frecuencias de la respuesta del transitorio oscilatorio, por lo que resulta una excelente comprobación analítica de los resultados obtenidos por la herramienta. La siguiente tabla muestra los valores de transitorios utilizados tanto para el proceso de clustering/clasificación (etiquetas A(1:30)), como identificación (etiquetas B(1:5)). Es decir, se utilizaron 30 datos para generar el mapa SOM y luego se identificó mediante el testeo de los 5 datos restantes.

Tabla VI.1. Eventos electromagnéticos utilizados para probar la metodología. Fuente (Ortiz et al. 2013) Adaptada.

Etiqueta	Tipo	Valores propios complejos	Duración aproximada transitorio(ms)	Frecuencias(kHz)
A(1:6) B(1)	Energización línea con final abierto	-16 ± 46536j -181 ± 12070j -20 ± 12785j	250 22 200	7.4 1.92 2.03
A(7:12) B(2)	Cortocircuito simétrico	-52 ± 46524j -6905 ± 10050j	75 0.5	7.40 1.6
A(13:18) B(3)	Conexión banco de condensadores	-14 ± 46433j -191 ± 5582j	290 21	7.39 0.89
A(19:24) B(4)	Notching/Glitches	N.A.	Régimen permanente	Espectro continuo
A(25:30) B(5)	Armónicos de línea	N.A.	Régimen permanente	0.95 0.55

2.3. Caracterización

A la hora de caracterizar los eventos eléctricos es preciso establecer cuáles serán los datos significativos que se pretende determinar mediante la herramienta. Los datos más relevantes, tal y como se vio en la clasificación marcada por el estándar (IEEE std 1159-2009 2009), son la magnitud de la componentes en amplitud, su frecuencia y la duración del transitorio. Si la información obtenida de la caracterización quiere ser utilizada para una posterior clasificación o identificación de los eventos, es preciso adoptar un formato común para los datos mediante un vector de datos suficientemente representativo. Este vector de datos puede estar formado por las magnitudes características que hayamos definido (amplitud, duración de transitorio, frecuencia) o en forma de HSA discretizado o comprimido (debido al gran volumen de datos que puede representar la matriz de datos asociada al HSA).

La caracterización de los datos representados en la tabla VI.1 se llevó a cabo mediante c-waves para el artículo realizado con objeto de esta tesis (Ortiz et al. 2012). Posteriormente, se aplicó el proceso de identificación en otro artículo (Ortiz et al. 2013), añadiendo para este último trabajo un tipo de evento adicional: glitches/notching, como aparece en la tabla VI.1.

En la siguiente figura se puede observar la descomposición para cuatro de las señales tipo consideradas en el primero de los artículos:

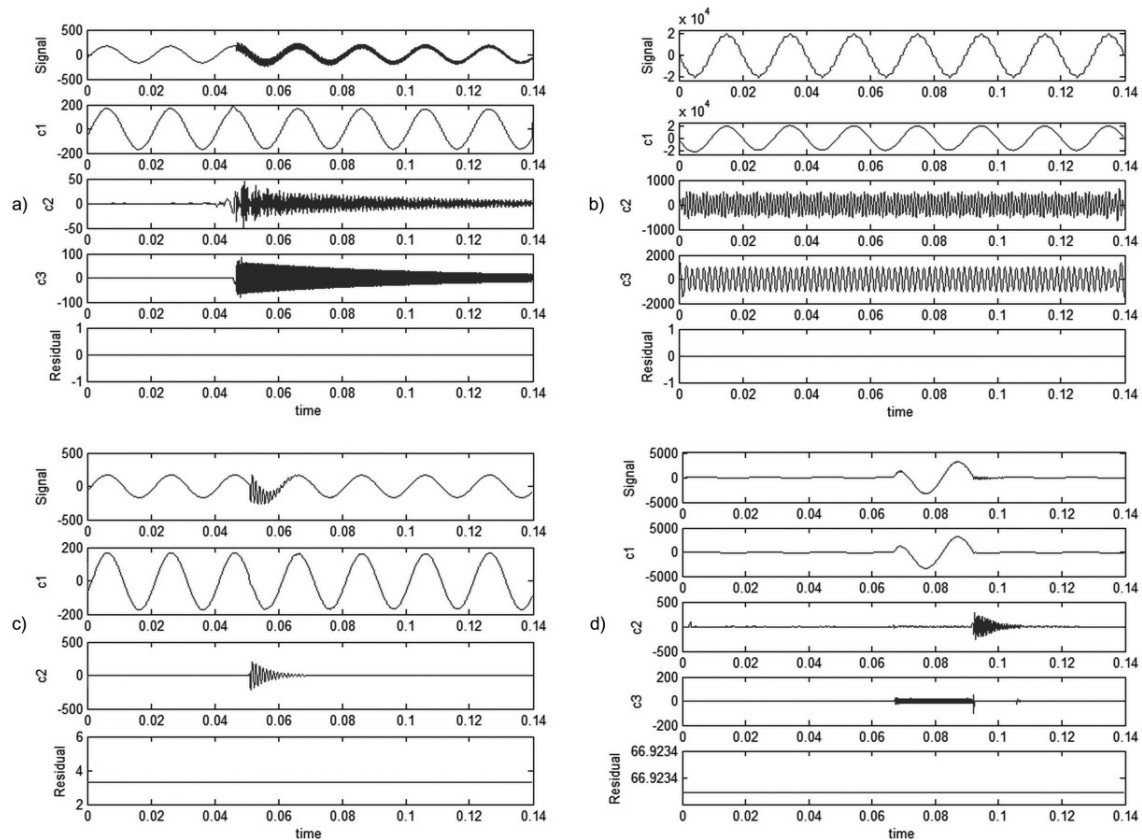


Figura VI.2. Descomposición en c-waves de cuatro señales representativas de los eventos estudiados: a) Energización línea con final abierto, b) Armónicos, c) Energización banco de condensadores, d) Cortocircuito. Fuente (Ortiz et al. 2012) Creative Commons.

Una vez obtenida la descomposición mediante EMD se lleva a cabo la HT para obtener el HSA de la descomposición. En la siguiente figura puede observarse el mapa de amplitudes de contorno para los cuatro eventos de la figura VI.2:

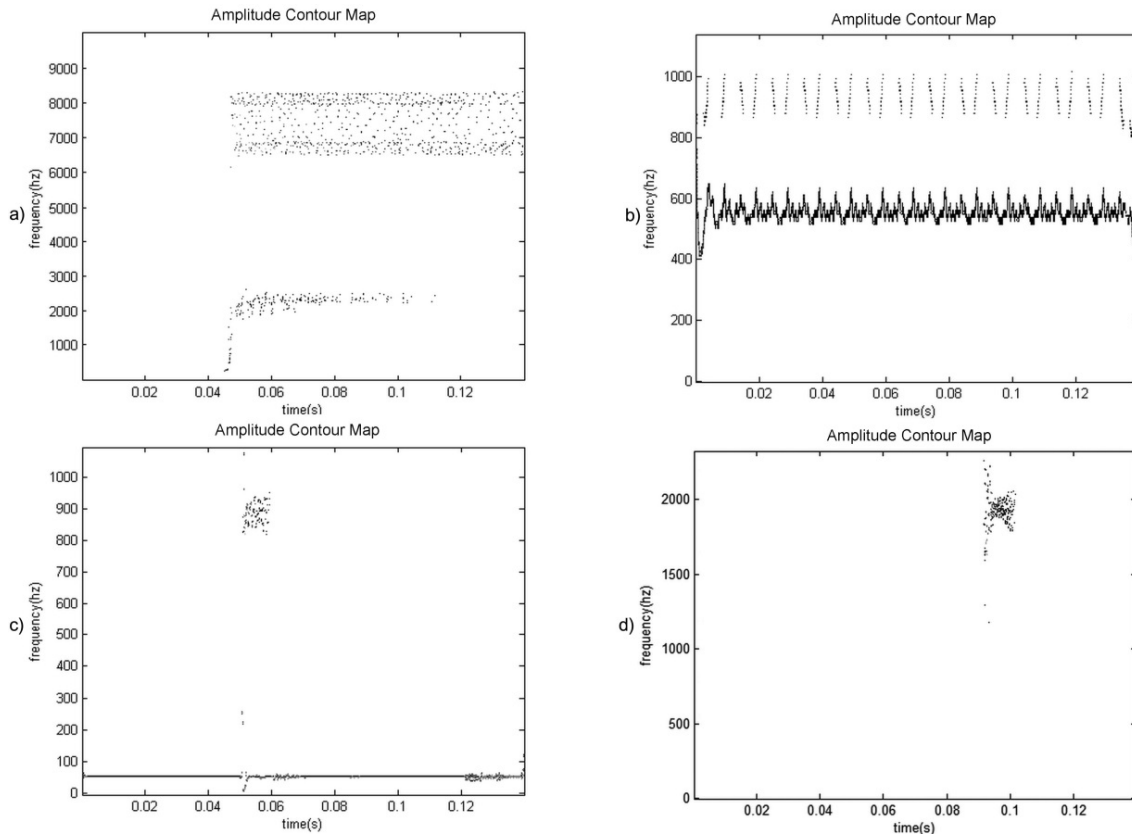


Figura VI.3. HSA representada mediante mapa de contorno para las cuatro señales tipo mostradas en la figura VI.2. El mapa no se muestra con código de amplitud de colores por simplificación, aunque en el punto VI.2.4 se tratará con detalle: a) Energización línea con final abierto, b) Armónicos, c) Energización banco de condensadores, d) Cortocircuito (sin componente fundamental 50Hz). Fuente (Ortiz et al. 2012) Creative Commons.

En el HSA mostrado en la figura VI.3 se pueden apreciar las componentes de frecuencia de la tabla VI.1 y la duración de los transitorios. La herramienta por tanto, permite definir las características más importantes de los eventos mediante su HSA. No obstante, debido a que el fin último del análisis de estos datos es la clasificación e identificación de eventos, el tratamiento de los datos se realiza mediante un algoritmo de cálculo mixto con FFT, que se estudiará más detalladamente en el punto VI.2.4. En dicho punto se explica el tratamiento previo requerido antes de obtener el HSA y su conversión a un formato de datos significativo más comprimido para su posterior procesamiento mediante SOM.

2.4. Clasificación e Identificación

En la figura VI.3 se mostraba el HSA de cuatro de los eventos estudiados en la tabla VI.1 Sin embargo, la obtención de las características de amplitud o energía de la señal en función de la frecuencia y el tiempo no es suficiente para poder llevar a cabo el proceso de clasificación y/o identificación.

Matemáticamente, el HSA proporciona una matriz cuyo valor corresponde a la amplitud, o amplitud al cuadrado de cada componente si se representa el espectro de energía. Su posición en fila de la matriz indica el valor de la frecuencia a la que se da dicha amplitud (valor dependiente de la resolución en f elegida) y su posición en columna el instante temporal (ver capítulo IV.4). Para llevar a cabo el proceso de identificación se utiliza SOM, por lo que es necesario un tratamiento previo de los datos de entrada a la ANN. Este proceso se puede hacer de diversos modos, pero debe intentar mantener la información característica del evento para que siga siendo significativo sin comprometer la memoria y tiempos necesarios de computación.

2.4.1. Introducción

La resolución escogida para el cálculo del HSA fue de 400 puntos en f . Esto marca una escala de niveles, al ser la frecuencia de muestreo 20kHz, de ancho 25Hz ($\text{nivel}=(f_s/2)/400$).

La duración de las señales para todos los eventos se simuló para 7 ciclos de la frecuencia fundamental, es decir 0.14s respecto de 50Hz. Lo que supone un total de 2801 puntos en t .

De este modo, cada matriz correspondiente al HSA de cada evento analizado se compondría de un total de $400(f) \times 2801(t)$ puntos, lo que hace que se supere el millón de puntos por matriz.

Aunque el mapa de clasificación/clustering va a estar formado por un número limitado de eventos ($A(1:30)$), la cantidad de memoria necesaria para los cálculos del SOM sería muy elevado. Una de las primeras tareas será la de comprimir los datos sin perder información relevante.

A este problema hay que unir el hecho de que los eventos se pueden dar en instantes temporales diferentes, es decir un corto se puede iniciar en $t=0.06s$ y una energización de línea en $t=0.03s$. Debido a que SOM trabaja mediante la comparación de los vectores de entrada que le proporcionamos, la posición en t del evento debería ser la misma para que la comparación de eventos sea significativa. Por lo tanto, además de la compresión deberemos llevar a cabo una reorganización de los datos en t mediante la translación del vector de datos para que los transitorios se posicionen en el mismo instante temporal.

En tercer lugar, los eventos analizados corresponden tanto a transitorios oscilatorios (capítulo II.2.2.2) como fenómenos de distorsión de onda (capítulo II.2.3), siendo por ejemplo, en el caso de la distorsión por armónicos fácil analizar el evento mediante otras técnicas tales como FFT. Por lo que para optimizar el método de forma global resulta interesante combinar HHT con FFT. En la figura VI.21 se muestra el flujo de decisiones del programa desarrollado en Matlab™ para la caracterización e identificación de los eventos. El análisis se llevó a cabo para el artículo (Ortiz et al. 2013). En el artículo se utiliza M-EMD, aunque la herramienta está adaptada para utilizar de modo alternativo c-waves y demodulación. En este punto analizaremos los resultados obtenidos en el artículo.

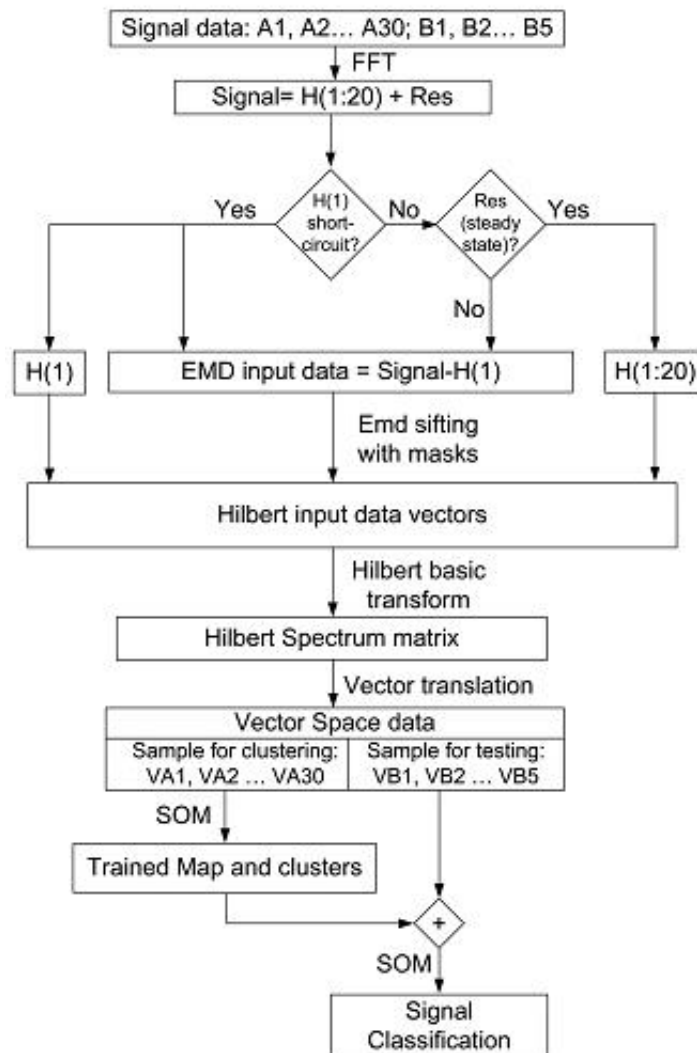


Figura VI.4. Flujo de decisiones para la caracterización e identificación de eventos a micro escala. Fuente (Ortiz et al. 2013).

2.4.2. Análisis previo de los datos.

En el esquema de la figura VI.4 se aprecia que lo primero que se lleva a cabo es un análisis FFT de las señales, obteniendo los primeros 20 armónicos.

En el caso de un cortocircuito la componente en frecuencia fundamental (50Hz) resulta ser de un valor muy dominante durante el transitorio. El análisis en baja frecuencia no es donde se centra la atención ya que el objetivo es clasificar e identificar entre otros este grupo de eventos. Adicionalmente, y no sólo para los datos de cortocircuito, sino en general para aquellos que tengan una componente fundamental de gran valor, la estimación de componentes de menor frecuencia durante el análisis resulta más difícil (Bollen et al. 2005). Por ello no sólo una identificación previa de modo autónomo por parte del programa puede ayudar a la hora de caracterizar el evento, sino un análisis mediante EMD de la señal sin la componente fundamental permite obtener una descomposición más afinada. Para ello, mediante Matlab™ se calculan los 20 primeros armónicos de la señal, reconstruyéndose el armónico fundamental $H(1)$.

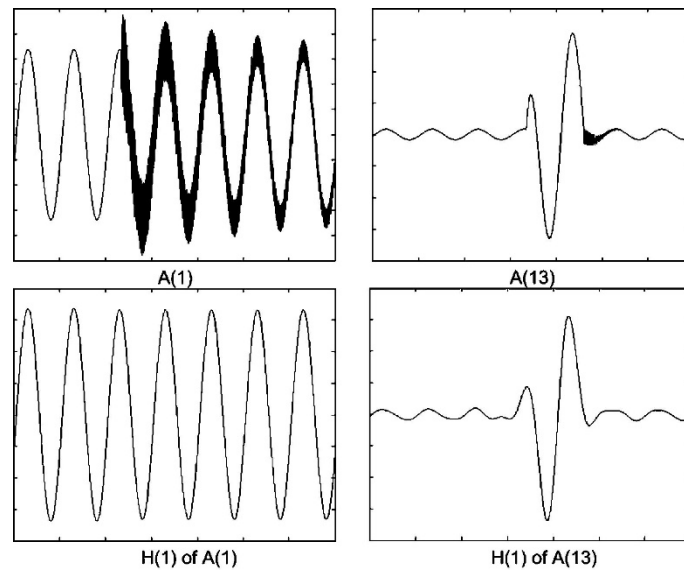


Figura VI.5. Comparación del primer armónico para una energización de línea (A(1)) y falta simétrica (A(13)). Fuente (Ortiz et al. 2013).

Mediante el análisis con FFT se preclasifican los datos de dos modos:

Filtrado de faltas

Si la amplitud instantánea del armónico fundamental $H(1)$ varía notablemente en el tiempo, la señal es precalificada como falta y a la hora de aplicar la HHT se hace de modo

distinto. En vez de aplicar directamente EMD a la señal, se aplica a la señal menos su armónico fundamental, es decir la entrada de datos a EMD es: señal- $H(1)$. Siendo en el cálculo de HSA tenido en cuenta $H(1)$ como una IMF adicional, aunque no extraída mediante EMD. Esto permite obtener una descomposición más limpia de la señal en el caso de que la falta contenga componentes importantes en alta frecuencia.

Análisis de residuo

El residuo restante tras obtener los 20 primeros armónicos, contiene en principio: la componente de continua, inter-armónicos que hubiera si fuera el caso y las componentes en frecuencia de valor superior a 1kHz. Como las componentes armónicas del sistema tienen normalmente valores inferiores a 1kHz, con analizar el residuo y comprobar que no tiene componentes de transitorio oscilatorias es suficiente. En ese caso, las únicas componentes presentes en el residuo deberían ser ruido. Nótese, que este proceder permite categorizar un fenómeno de espectro continuo y de repetición permanente en el tiempo como las muescas (notching) como oscilatorio. No obstante, esto es algo que nos interesa desde el punto de vista del tratamiento de los datos.

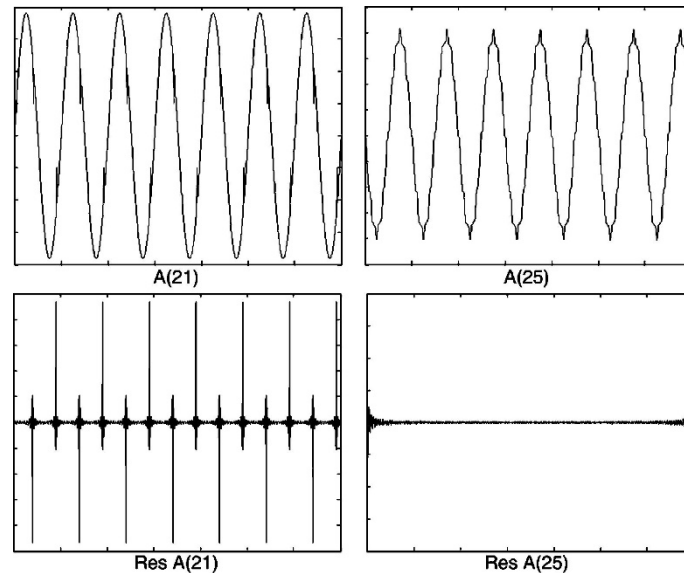


Figura VI.6. Comparación del residuo tras extraer a la señal los 20 primeros armónicos para un fenómeno de muescas (notching A(21)) y armónico (A(25)). En el caso de la señal armónica, en el residuo sólo queda ruido, mientras que para las muescas todavía están presentes los flancos de las mismas. Fuente (Ortiz et al. 2013).

En el caso que el residuo sea de carácter permanente, son los 20 primeros armónicos los utilizados como entrada al HSA en vez de realizar EMD a la señal. Si no es así, se aplica EMD de igual modo que a las señales precalificadas como faltas, pero sin añadir el

armónico fundamental, dando así más peso a las componentes oscilatorias del transitorio. Nótese, que la descomposición de las señales armónicas se puede hacer también mediante EMD, sin embargo la descomposición mediante FFT es una herramienta que se adapta mejor a este tipo de datos, sobre todo si hay componentes en bandas de frecuencia cercanas (de modo general dentro de una misma octava), no siendo preciso un proceso adicional de demodulación.

2.4.3. Aplicación de la transformada de Hilbert.

Una vez preclasificadas las señales en base a su primer armónico y/o residuo de Fourier, se procede a aplicar HHT o directamente HT según el caso. HHT (EMD+HT) se aplica tanto a las señales con residuo con transitorios, como a las señales de falta.

Por ejemplo, la figura VI.24 muestra la EMD de la conexión de un banco de condensadores (A(11)). Como se observa, en la descomposición no aparece la componente fundamental ya que es extraída previamente mediante el análisis FFT, constando únicamente por tanto de las componentes correspondientes al transitorio oscilatorio.

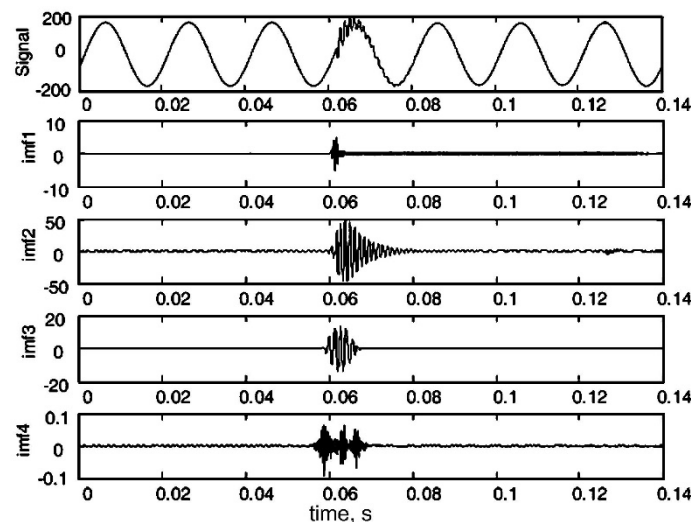


Figura VI.7. IMFs extraídas correspondientes al transitorio oscilatorio de una conexión de banco de condensadores (A(11)). Fuente (Ortiz et al. 2013).

Una vez obtenida la descomposición de cada señal en componentes, ya sea por FFT (armónicos), FFT+ EMD (Faltas) o EMD (Resto de eventos) se le aplica HT.

Como dijimos previamente, la extracción de datos por Hilbert se iba a obtener en base a su HSA, por lo que se obtuvo el HSA para las 35 descomposiciones de eventos. En la

figura VI.25 se puede observar el HSA correspondiente a una energización de línea representado como mapa de contorno de amplitudes.

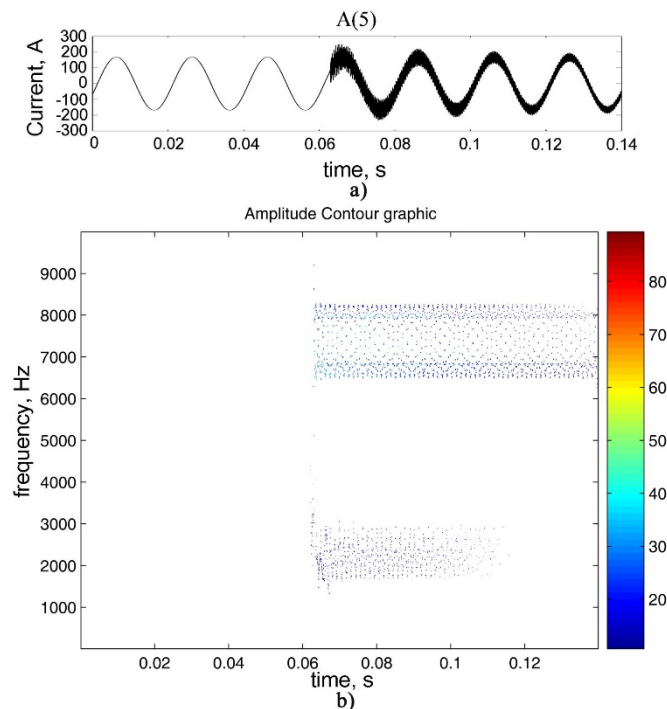


Figura VI.8. Mapa de contorno de amplitudes correspondiente al HSA de una energización de línea (A(5)). Nótese que no aparece componente de 50Hz al no ser considerada para el HSA en los transitorios oscilatorios. Fuente (Ortiz et al. 2013).

2.4.4. *Traducción y compresión del vector de datos.*

El mapa de contorno que proporciona la representación del HSA puede permitir a un humano reconocer diversos parámetros característicos del evento para su clasificación como puedan ser: la duración del transitorio, las componentes de frecuencia o incluso su valor de amplitud o energía. Sin embargo, para ser implementado en una herramienta informática resulta importante homogeneizar los datos para que sean comparables mediante una ANN.

Adicionalmente, como también se vio, el número de puntos por matriz correspondiente a cada HSA es muy elevado (más de un millón de puntos), por lo que desde el punto de vista de cómputo conviene comprimir la matriz y reducirla a un vector de datos menor.

El primer paso para ello consiste en dividir el HSA en una rejilla con 5 octavas de frecuencia y 7n periodos temporales. Es importante hacer hincapié que dicha rejilla se toma para tener una distribución f-t similar a la que suele aplicar la WT (capítulo III.3),

pero que sería posible establecer otras resoluciones mayores, pudiendo venir los parámetros de la rejilla marcados por cualquier intervalo inferior a $f_s/2$ y t . Por tanto, la herramienta es flexible para definir el tamaño de los sectores según convenga y sean los datos a analizar.

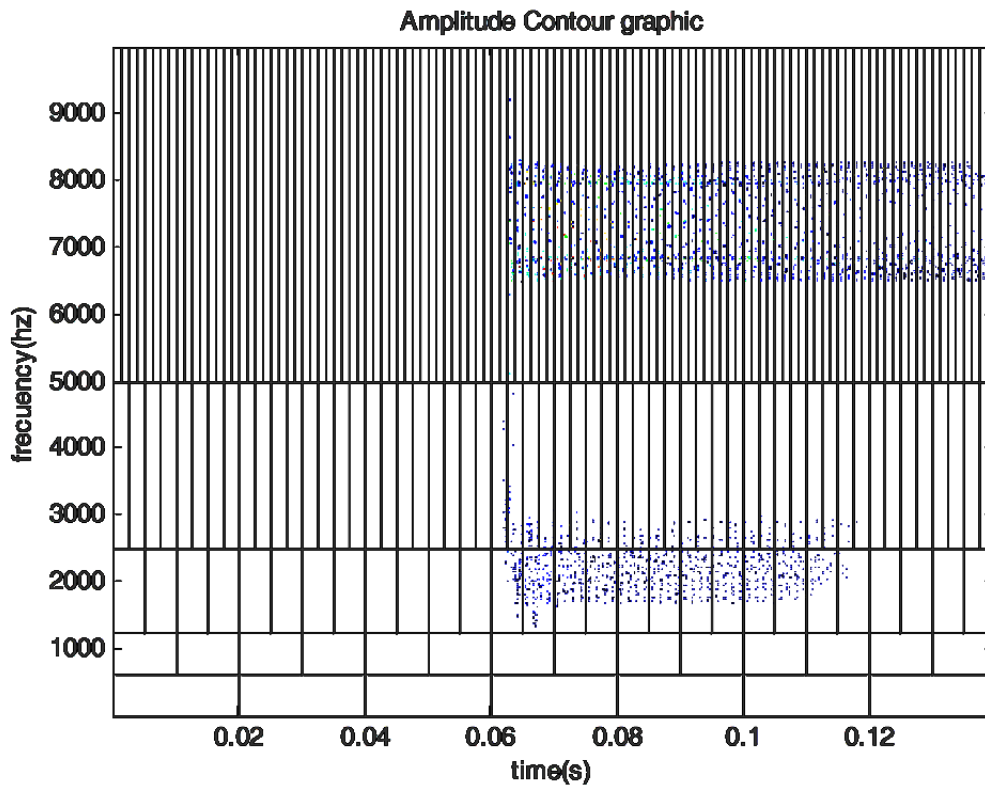


Figura VI.9. Representación gráfica de la rejilla considerada para comprimir datos sobre la energización de línea (A(5)). Fuente (Ortiz et al. 2013).

Con la configuración mostrada se puede reducir el número de puntos por mapa a tan sólo 217 datos, valor mucho menor que el original, siendo la compresión considerable.

El valor numérico que se asigna a cada sector representa el promedio del valor de los puntos de un sector por encima de un 10% del valor medio del sector, dividido por el número de puntos del sector (incluyendo los puntos lógicamente nulos). Como el número de puntos de un sector (incluidos los nulos) es significativamente mayor que los de los significativos (puntos no nulos de amplitud significativa) es importante normalizar el vector. En cierto modo, el valor de cada sector representa, en amplitud, la densidad de puntos significativa por sector. Resulta más sencillo expresarlo de forma matemática:

$$(VI.2) \quad V_i = \frac{\sum_{k=i}^N S_k / N}{M \cdot \max(V)}$$

Donde:

- V es el valor del sector.
- i el índice del sector a calcular (para el ejemplo $i=1:217$).
- S es cualquier valor de amplitud del HSA cuyo valor sea superior al 10% del valor promedio del sector (puntos nulos excluidos para el cómputo del promedio).
- k es el índice de cualquier punto del sector cuyo valor sea superior al 10% del valor promedio de puntos no nulos.
- N es el número de puntos totales por sector (puntos de valor nulo incluidos, el valor dependerá de la banda de frecuencia que se estudie ($7 \cdot n$ con $n=1:5$)).
- $\max(V)$ es el valor máximo de la matriz del HSA.

Una vez calculado el valor de cada sector es necesario reordenarlos para que el vector de datos tenga su inicio en el transitorio. Esto es importante para que SOM compare puntos en el tiempo correspondientes a inicios del transitorio y así compare puntos similares de cada vector de datos. Si la señal no tiene transitorio no es necesario trasladar los datos. El criterio para la translación de los datos se basa en pasar al origen el primer sector en t cuyo valor supere 0.8 pu. Esto conlleva que parte del transitorio, sobre todo en alta frecuencia, se pase al final del vector, al cortar el flanco de subida. No obstante, esto no es un problema desde el punto de vista de la herramienta, ya que sucede de similar modo en todos los datos y no afecta al funcionamiento de la misma.

La figura VI.27 muestra un ejemplo, para la energización de línea A(5), del cálculo del valor de los sectores y su translación en t .

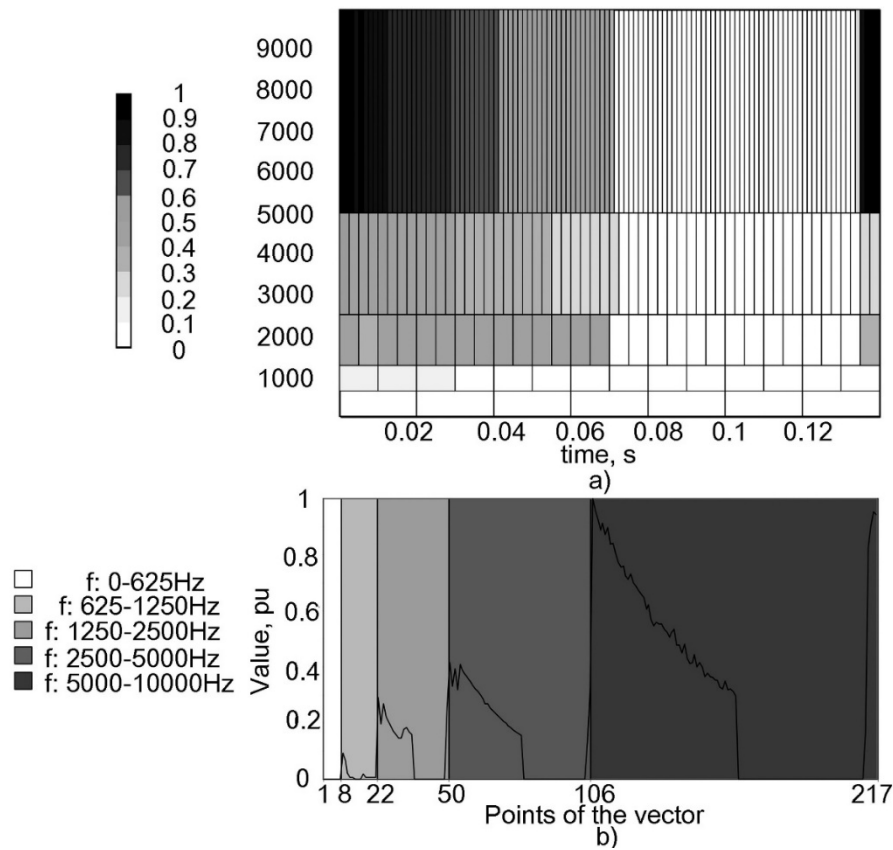


Figura VI.10. Compresión de datos para una energización de línea (A(5)). En a) se muestra la rejilla del HSA, y el valor que toma cada sector en escala de grises normalizada. Los vectores se reordenan a partir del primer sector que sobrepasa un valor límite (por defecto 0.8 pu). En la imagen inferior aparece el vector reordenado por bandas de frecuencia para su entrada a SOM. Fuente (Ortiz et al. 2013).

2.4.5. Clustering/Clasificación

El paso previo a poder llevar a cabo la identificación de los eventos (B(1:5)) es generar una clasificación previa de la base de datos inicial (A(1:30)). La entrada a SOM correspondería a los vectores de datos obtenidos según VI.2.4.4. El resultado obtenido por el mapa para los 30 vectores se puede apreciar en la siguiente imagen.

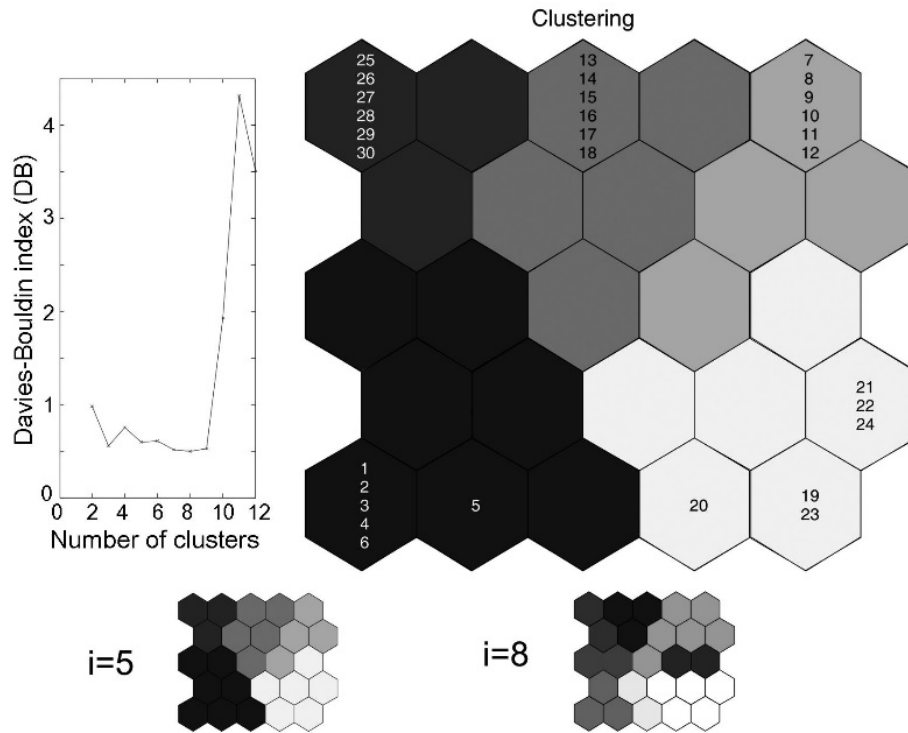


Figura VI.11. SOM clasificación para los eventos A(1:30). Aunque el menor DB absoluto se da para 8 clústeres, 5 proporciona la solución buscada con un DB similar. El proceso de clasificación por tanto conviene realizarlo de forma supervisada. Fuente (Ortiz et al. 2013).

Como se observa el número de clústeres (agrupaciones), con menor error (índice de Davies-Bouldin (DB) (Davies, Bouldin 1979)) sería 8. Sin embargo, con 8 clústeres aparecen zonas sin datos. No es recomendable por tanto dejar la elección de la clasificación de forma automática a la herramienta, puesto que por ejemplo una clasificación en 5 clústeres proporciona un DB similar ajustándose perfectamente a la clasificación buscada. Hay que tener en cuenta que la naturaleza de los eventos que se introduce a la SOM para la etapa de clasificación es a priori conocida y el análisis mediante el índice DB se lleva a cabo como una medida de comprobación de la buena calidad de los mismos para la clasificación. Son los datos a identificar los de naturaleza a priori desconocida, aunque aquí sean conocidos para servir como herramienta de comprobación. La herramienta también puede utilizarse como herramienta de clasificación de datos desconocidos, siendo el uso del índice DB, junto con la observación visual del mapa, lo que proporciona la información a la hora de elegir la solución de agrupación más oportuna.

2.4.6. Identificación

El último paso del proceso de validación de la herramienta corresponde a la identificación de aquellos eventos cuya naturaleza a priori no es conocida (B(1:5)). Para ello, basta con utilizar la función de Matlab™ “som_bmus.m” correspondiente a la SOM Toolbox (CIS 2005). Dicha instrucción proporciona el índice de la celda del mapa que contiene el vector de datos de clasificación más parecido al vector de datos introducido para la identificación (menor error de cuantización). Las celdas ganadoras para B(1:5) son respectivamente: 5, 21, 11, 19 y 1. Dichas celdas corresponden a los clústeres o agrupaciones que durante el punto 2.4.5 se habían asignado a la clasificación, llevándose por tanto a cabo la identificación en este caso sin error para los 5 eventos testeados.

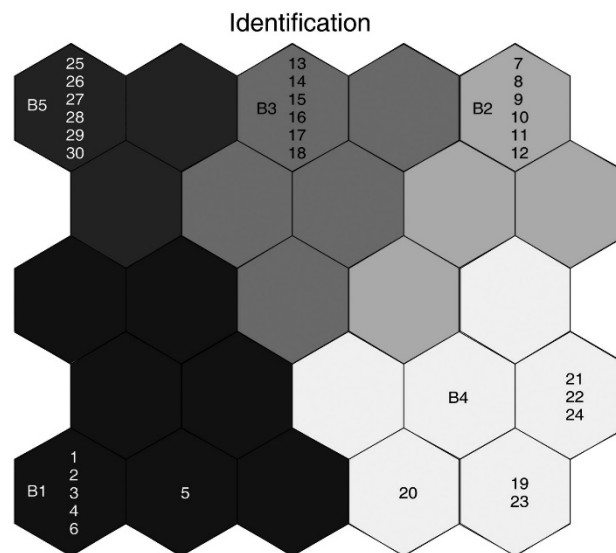


Figura VI.12. Identificación de los eventos B(1:5). Las celdas a los que los asocia “som_bmus.m” corresponden a los 5 clústeres asociados a los eventos A(1:30) (ver tabla VI.1). Fuente (Ortiz et al. 2013).

2.5. Conclusiones

Mediante el presente punto se ha mostrado la capacidad de la herramienta tanto para caracterizar las propiedades más importantes de eventos electromagnéticos del sistema como su potencia para llevar a cabo la clasificación e identificación de los mismos mediante su uso combinado con redes neuronales.

3. Caracterización e identificación de consumos eléctricos a macro escala

3.1. Introducción

Las señales a macro escala son muestreadas con frecuencias inferiores a 50Hz. Para que las señales tengan información representativa de frecuencia en este nivel, debemos estudiar señales cuyas oscilaciones tengan periodo superior a los 0.02s. Para ello, nos centraremos aquí en curvas de potencia de equipamiento eléctrico, de forma específica y por su facilidad de obtención de uso doméstico. El objeto es desarrollar una herramienta que permita caracterizar y/o identificar receptores susceptibles de ser usados en programas de gestión de la demanda. Dicha información puede ser interesante tanto para un agregador del mercado (retroalimentación de consignas de ahorro) como para el propio consumidor.

El uso de medidores de energía inteligentes debería estar extendido para el año 2020 (FERC 2008, FERC 2011). Sin embargo, para que el potencial de la tecnología de los medidores inteligentes sea útil desde el punto de vista práctico, es necesario que los consumidores sean partícipes de la información. Además, es necesario que los mercados estén receptivos a la participación de la demanda, ya que si crean barreras a ciertos segmentos de clientes, puede resultar complicado que acaben involucrándose activamente.

El análisis de la curva de consumo de un cliente es necesaria para identificar aquellas cargas más susceptibles de entrar en programas DR. Normalmente, las cargas de mayor potencial suelen estar relacionadas con procesos que presenten inercia térmica y/o ciclos de control.

La evaluación energética en eficiencia y programas DR implica determinar el porcentaje de energía que corresponde a cada uso y es ahí donde puede entrar la herramienta. La importancia de los usos individuales, su capacidad innata de respuesta y los tiempos de conexión y desconexión (on/off) son necesarios para construir un modelo del cliente y determinar qué tipo de políticas son las más efectivas: retroalimentación de carga, sustitución de tecnología, recorte de capacidad, cambio de uso o incluso la evaluación de la elasticidad de la demanda.

Para controlar el uso de la carga desde un punto de vista efectivo de coste es preciso utilizar medidores de carga agregada e identificar los usos individuales que están presentes, ya que un medidor individualizado por carga sería muy costoso. El objetivo es pues, identificar la firma de carga de los aparatos más relevantes susceptibles de participar en programas DR. La medición es preferible llevarla a cabo mediante medidores no intrusivos (NILM) (Zeifman, Roth 2011, Hart 1992).

El problema derivado de medir de forma agregada está en que la identificación de los distintos consumos puede ser complicado, apareciendo el problema de la desagregación como un nuevo elemento a resolver. La desagregación consiste en identificar consumos individuales a partir de características extraídas de la curva de carga agregada. Puede llevarse a cabo tanto a micro como macro escala (Liang et al. 2010, Jian Liang et al. 2010).

En la bibliografía existen diversos métodos de desagregación. Por ejemplo, en (Hart 1992) se realiza la identificación mediante una serie de etapas. En primer lugar detecta los cambios en los niveles de potencia y luego lleva a cabo una agrupación en función de su composición P-Q en base a algoritmos complejos (Hart 1985). Tras ello se construye un modelo on/off o de máquina finita de estado (FSM) por cada una de las cargas y se procede a su decodificación (Hart, Bouloutas 1993). Una vez tabuladas las estadísticas se identifican los aparatos. Como se puede imaginar no es un proceso sencillo y requiere de ese análisis previo individualizado para cada carga.

También hay modelos basados en el análisis probabilístico de las diferentes cargas, como por ejemplo los modelos ocultos de Markov (HMM) (Ghahramani, Jordan 1997). En (Kim et al. 2011, Kolter, Johnson 2011) se pueden ver ejemplos de ello. Aquí, también es necesario un estudio previo individualizado de las cargas y además, el modelo no se adapta bien a cargas que varíen su carga en función de consignas DR.

Nuestro modelo en cambio, no busca una perfecta desagregación de cada uno de los aparatos presentes en la vivienda, sino identificar y caracterizar sólo aquellas cargas susceptibles de participar en programas DR. Aunque menos ambicioso lo hace un modelo menos complejo y específico al objetivo buscado.

3.2. Fuente de datos utilizada

Los datos usados corresponden a un típico usuario residencial del sureste español. La potencia de la instalación es aproximadamente de 5kW con un consumo mensual de unos 600kWh siendo los principales usos de la vivienda los que aparecen en la siguiente tabla:

Tabla VI.2. Consumos y potencia.

Uso	Descripción	Potencia
HPAC	Bomba de calor/Aire Acondicionado “inverter” (3300 Kcal/hr)	0-1 kW
WH	Termo eléctrico, 100 litros	1.2 kW
EH	Radiador de aceite	1 ó 2 kW
Frigorífico	Refrigeración/Congelación	0-0.3 kW
Equipos electrónicos	TV, DVD, PC, etc.	0-0.5 kW
Iluminación	Incandescente y fluorescente	0-0.3 kW
Lavavajillas	Lavavajillas	0.1-1kW
Lavadora	Lavadora	0.1-0.45kW

Los datos fueron medidos individualmente, para testear posteriormente su curva agregada en la herramienta de cálculo, mediante un Volcraft Energy Logger 4000 de la marca Conrad™. Medidor que permite mediante una tarjeta de memoria grabar varias horas de consumo de distintas variables: P, Q, Energía, factor de potencia...



Figura VI.13. Medidor comercial utilizado para la adquisición de datos de curvas de carga.

En las siguientes figuras se muestran curvas de carga de los aparatos más representativos. Es preciso hacer notar que según el uso de algunas cargas, por ejemplo programa de una lavadora, pueden experimentar variaciones en el consumo más o menos relevantes:

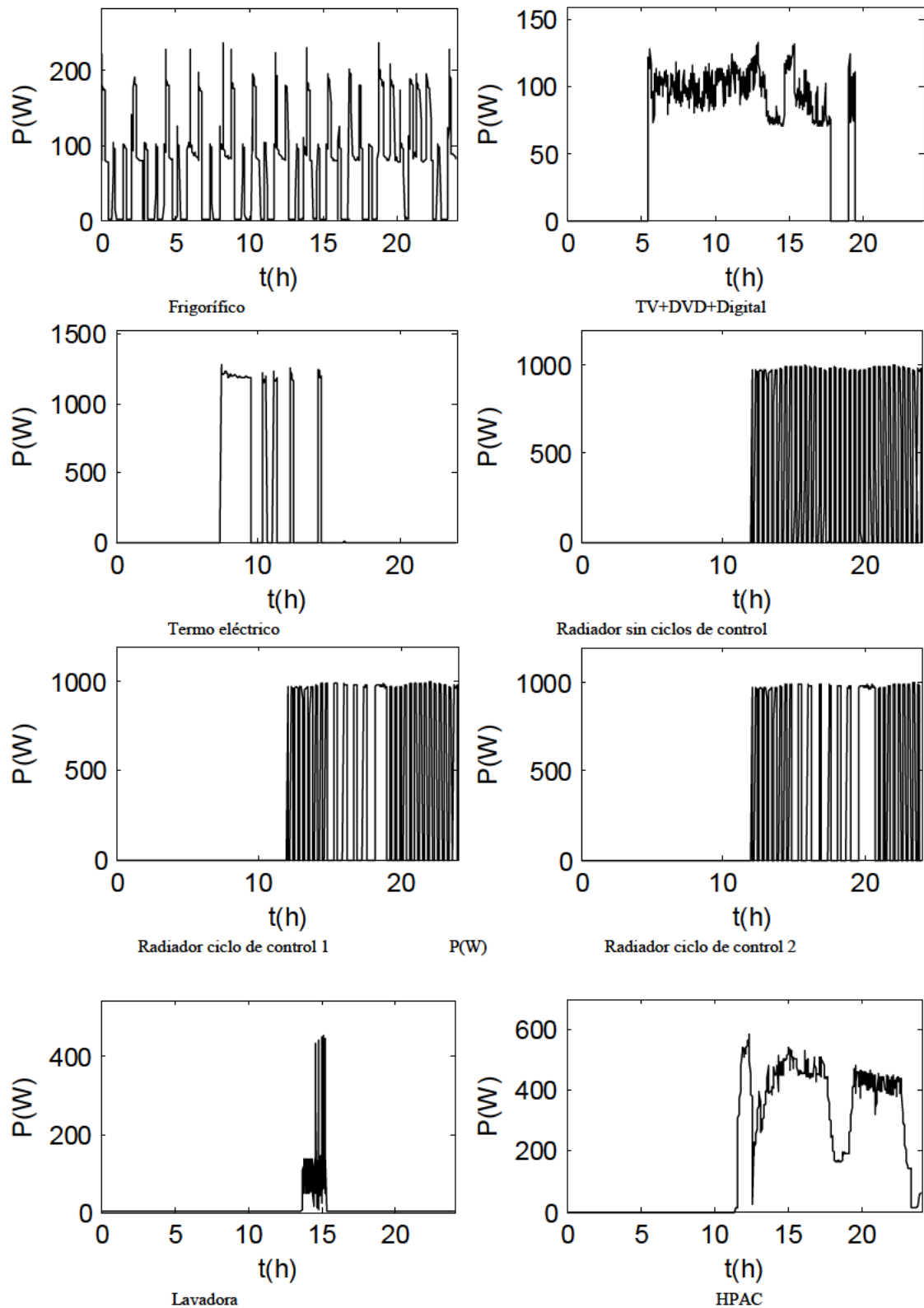


Figura VI.14. Ejemplos de diversas curvas de carga de receptores habituales de una vivienda residencial usual española.

Desde el punto de vista del control, las cargas más interesantes son el termo eléctrico y el radiador de aceite, ya que la unidad de aire acondicionado, al ser de tipo “inverter”, tiene

un ciclo de trabajo más continuo. Es decir, aquellas que poseen una naturaleza cíclica, ya sea constante en frecuencia o variable por ciclos de control.

3.3. Análisis de las firmas de carga a macro escala individuales

Se analizará aquí individualmente algunas de las cargas más significativas. A la hora de caracterizarlas, es decir definir las como firma de carga, hay que fijar las variables que se extraerán del análisis y por tanto permiten diferenciarlas. Concretamente, se optó por definir cada firma en cada tramo temporal mediante la siguiente tabla:

Tabla VI.3. Variables consideradas para definir la firma de carga.

Tramo temporal	T_1	...	T_n
$F_m \text{ lag ACF (h}^{-1}\text{)}$	F_1	...	F_n
Lag ACF (min)	Lag_1	...	Lag_n
Niveles P(W)	$P_{11}, P_{12}, \dots, P_{1m}$...	$P_{n1}, P_{n2}, \dots, P_{nm}$

En las gráficas, no obstante, aparece también la f_m calculada para el segundo “lag” de la ACF más representativo a modo de comparación. En el caso de curvas agregadas y por tanto con dos niveles de centrado de curva, el segundo “lag” permite obtener la componente de la segunda frecuencia.

3.3.1. Análisis frigorífico

La principal característica del frigorífico es la presencia de dos compresores, ver figura VI.14. Al tener un carácter prácticamente estacionario durante todo el día, salvo variaciones mínimas en la carga por T^a externa, cambio de volumen de alimentos o apertura del mismo, no es imprescindible analizarlo en tramos. El “lag” característico para las 24 horas de uso se puede extraer de la figura VI.38 siendo, con un muestreo cada minuto ($f_s=1/60h^{-1}$), el “lag” más representativo de 129 minutos.

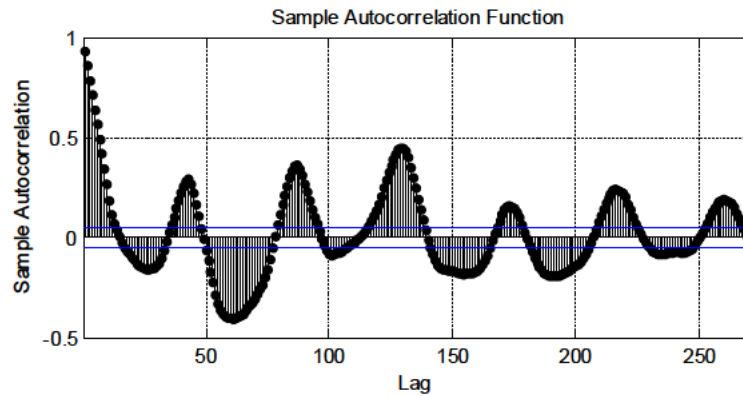


Figura VI.15. Valores de la función de autocorrelación para la carga de un frigorífico. Cada 129 y 86 muestras se encuentran las repeticiones más representativas.

Analizando la señal para ese tramo y el segundo más representativo (86 muestras) nos da un valor de frecuencia media que oscila entre los 1.4 ciclos/h y 1 ciclo/h.

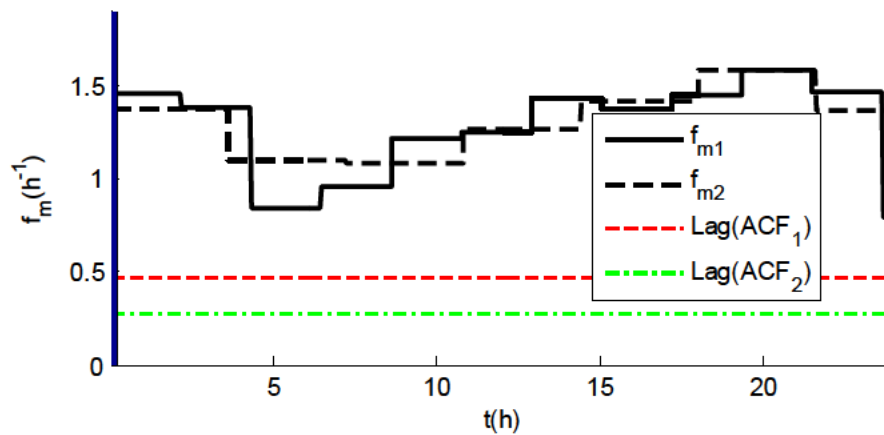


Figura VI.16. Frecuencias medias para los lags más representativos de la ACF para el frigorífico.

Aunque para esta carga no fuera del todo necesario, para llevar a cabo un análisis más fino se tomaron 3 zonas, calculando la frecuencia media con “lags” distintos por intervalo.

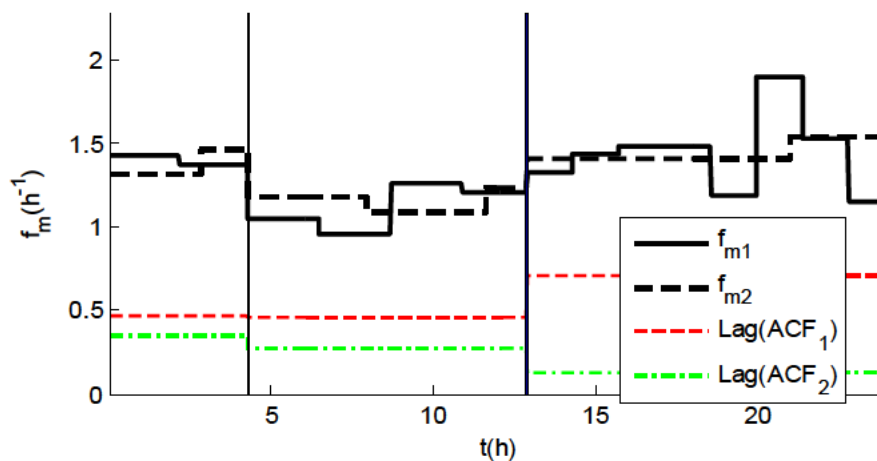


Figura VI.17. Frecuencias medias por tramo para el frigorífico.

La tendencia es similar pero se puede observar un leve aumento en la frecuencia del compresor en la hora de la cena (20-22h).

En cuanto a los anchos de pulso obtenidos mediante los extremos negativos de autocorrelación se pueden ver en la tabla VI.7.

Tabla VI.4. Anchos de pulso característicos por tramo en base al “lag” mínimo de la ACF.

Hora	0h-4:30h	4:30h-12:50h	12:50h-24h
Ancho pulso	58 min	59 min	59 min

En este caso se detecta el ancho del compresor de mayor ancho de pulso.

El frigorífico es especialmente complejo para la herramienta, debido a que los dos compresores son similares en amplitud. Para obtener la amplitud de las señales rectangulares, se utiliza lo expuesto en el capítulo V.3.3. Basta con estudiar el histograma de los mínimos de la amplitud instantánea de la señal (figura VI.18) para observar que aparecen dos componentes de similar potencia entre 90-100W. En este caso y debido a la baja potencia de la carga, el ancho de banda considerado para el histograma fue de 10W, en vez de 100W que será el ancho habitual para el resto de cargas.

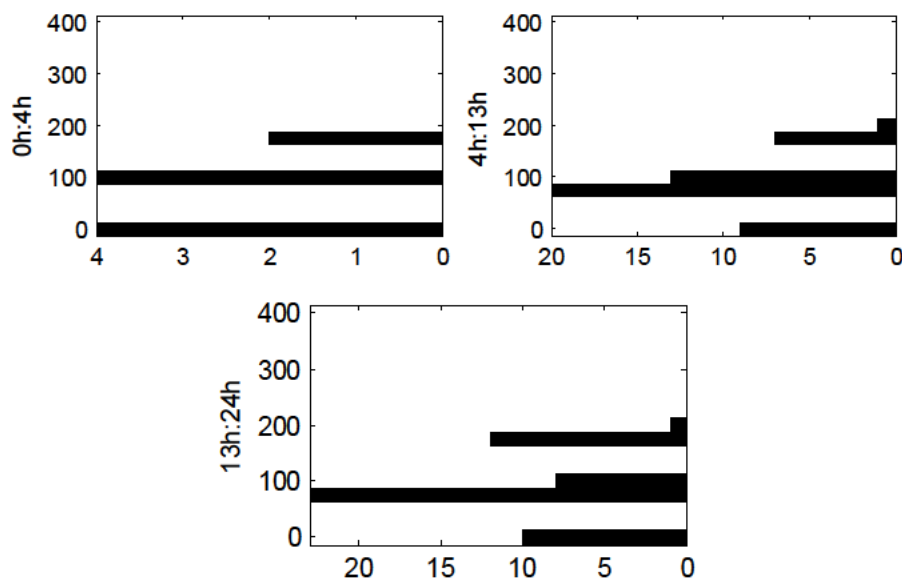


Figura VI.18. Histograma de amplitudes del frigorífico. En las tres zonas los valores de amplitud son similares 90-100W. Las amplitudes de las componentes vienen marcadas por la diferencia de amplitud entre los valores más repetidos.

Debido a la baja potencia del mismo, su importancia dentro de la curva agregada será mínima, sólo teniendo relevancia cuando otros consumos más importantes no estén presentes, por ejemplo durante las horas de la madrugada.

Resumiendo, la caracterización de la curva de carga (firma de carga) del frigorífico quedaría:

Tabla VI.5. Caracterización del frigorífico.

Hora	0h-4:30h	4:30h-12:50h	12:50h-24h
$F \text{ (h}^{-1}\text{)}$	1.4	1.1	1.4 y 1.8
Ancho pulso	58 min	59 min	59 min
$P \text{ (W)}$	90, 100	90, 100	90, 100

Aunque haya sido caracterizado, el frigorífico tiene escaso interés como carga para DR, por lo que no la consideraremos como firma de carga a identificar.

3.3.2. Termo eléctrico

El termo eléctrico utilizado sólo se encontraba conectado dentro de las horas de la mañana y medio día (interruptor temporizado). El análisis, para los dos coeficientes de autocorrelación más representativos en el total de la onda, aportó el siguiente resultado:

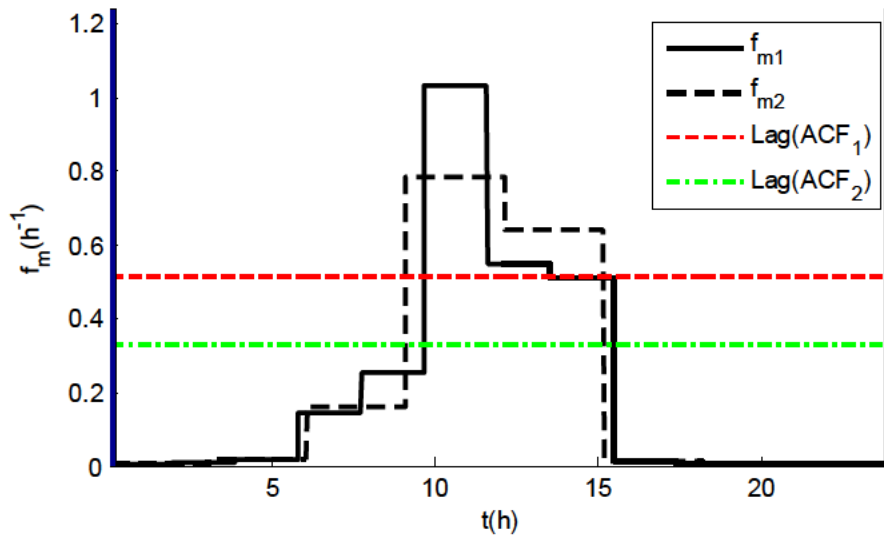


Figura VI.19. Análisis con coeficientes de correlación globales para la totalidad de la señal.

Apreciándose tres zonas significativas: aproximadamente una desde las 6h a las 10h de la mañana, otra de 10h a 12h y otra desde las 12h a las 15h.

Analizando de nuevo la señal para coeficientes de autocorrelación independientes para cada una de las tres zonas se obtuvo:

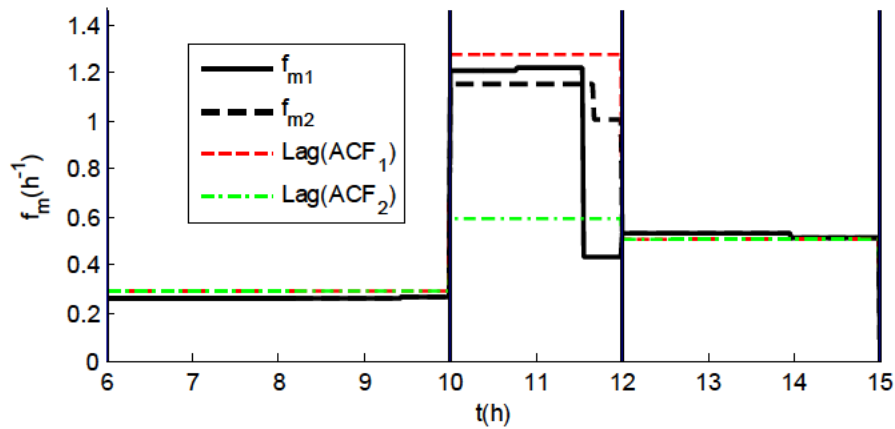


Figura VI.20. Frecuencia media en los tramos horarios con uso del termo eléctrico.

Obteniéndose por tanto frecuencias aproximadas para cada tramo de 0.25 ciclos/h, 1.2 ciclos/h y 0.5 ciclos/h respectivamente para las tres zonas significativas.

Respecto a los niveles de potencia, el análisis mediante histograma muestra claramente los 1200W de potencia de la resistencia del termo eléctrico. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

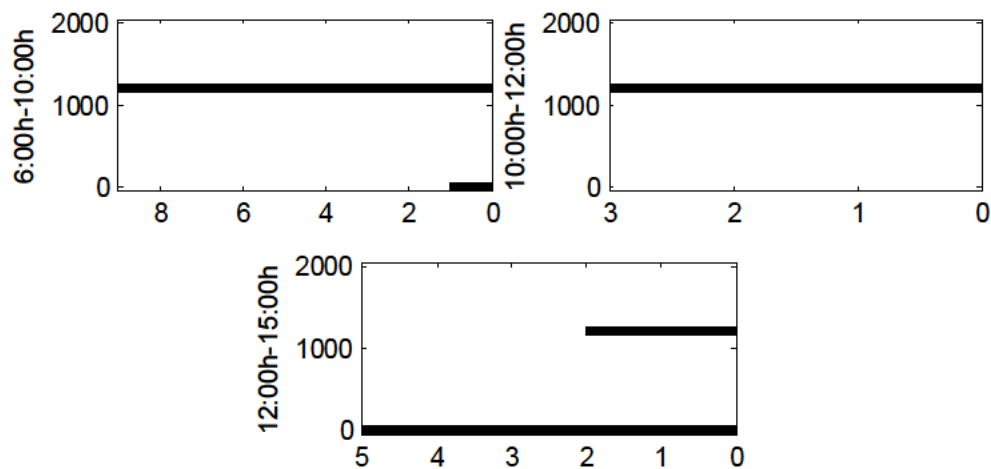


Figura VI.21. Histograma de amplitudes del termo eléctrico para las horas de uso. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo:

Tabla VI.6. Caracterización del termo eléctrico.

Hora	6h-10h	10h-12h	12h-15h
F (h ⁻¹)	0.25	1.2	0.5
Ancho pulso	126 min	20 min	18 min
P(W)	1200	1200	1200

Gráficamente podría resumirse la firma de carga del termo en la siguiente figura:

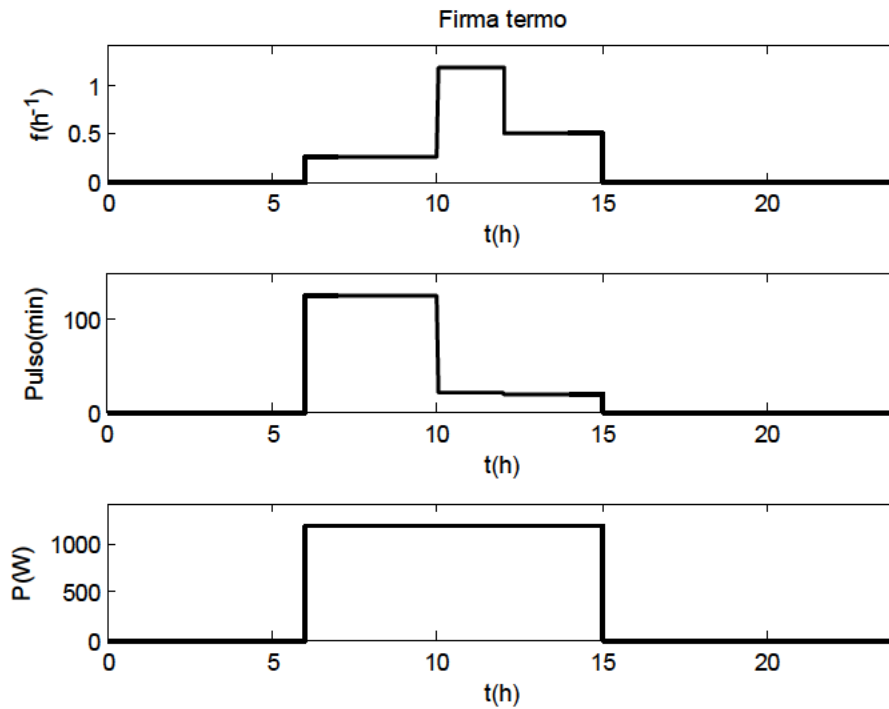


Figura VI.22. Firma de carga del termo eléctrico, tanto en frecuencia como ancho de pulso como potencia.

3.3.3. Radiador de aceite

Dentro de los días analizados, el radiador es la carga de más importancia a analizar, ya que se aplica un ciclo de control distinto para cada uno de ellos. Primero se caracteriza los tres modos de control que se aplica al radiador de forma individualizada para luego realizar su identificación en la curva de demanda agregada.

Radiador sin ciclo de control (día 0)

El radiador entra en un control continuo desde las 12 de la mañana. El análisis en dos tramos por lo tanto es claro para esta firma de carga. Obteniéndose una frecuencia de unos 2.9 ciclos/h.

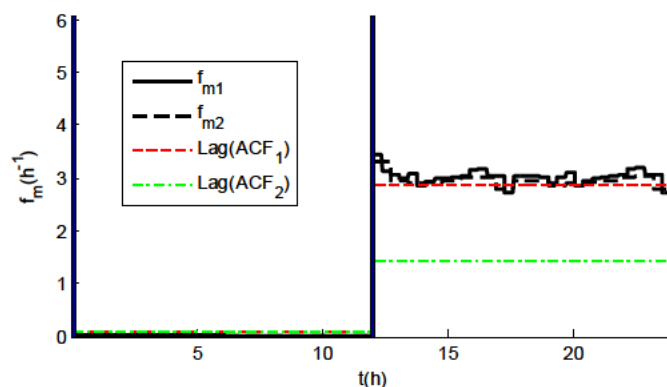


Figura VI.23. Frecuencia media para el radiador eléctrico sin ciclo de control

Para obtener el ancho del pulso se puede utilizar el coeficiente de autocorrelación negativo, obteniéndose para el tramo significativo 10 min.

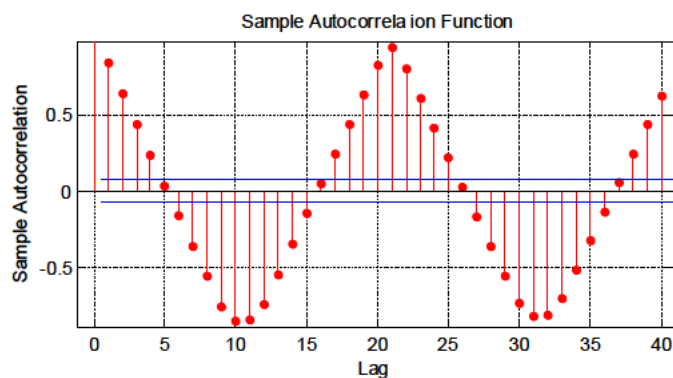


Figura VI.24. Coeficientes de autocorrelación tramo 12h-24h para el radiador sin control. Como se observa, 21 minutos ($f \sim 2.85h^{-1}$ línea punteada roja en la figura VI.46) es el coeficiente significativo para la frecuencia de la señal y 10min sería el ancho de pulso marcado por la repetición de flancos ascendentes/descendentes (extremo negativo).

La amplitud es clara para el tramo de las 12h en adelante con un valor de 1000W:

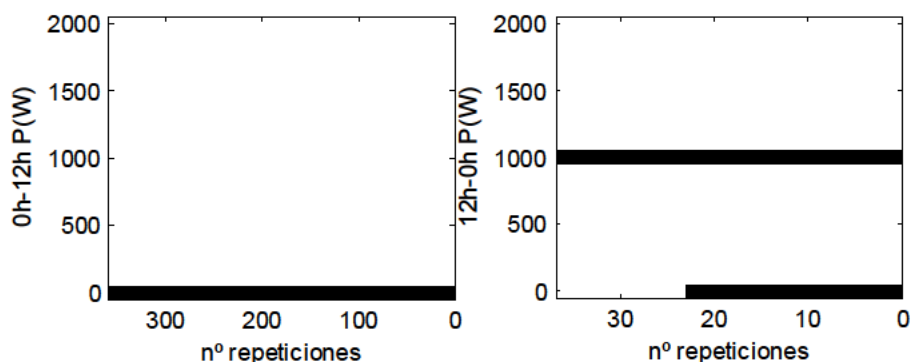


Figura VI.25. Histograma de amplitudes del radiador (día 0 sin control). El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo en una tabla la caracterización sería:

Tabla VI.7. Caracterización del radiador (sin control)

Hora	0h-12h	12h-24h
$F \text{ (h}^{-1}\text{)}$	-	2.9
Ancho pulso	-	10 min
$P \text{ (W)}$	-	1000

Gráficamente:

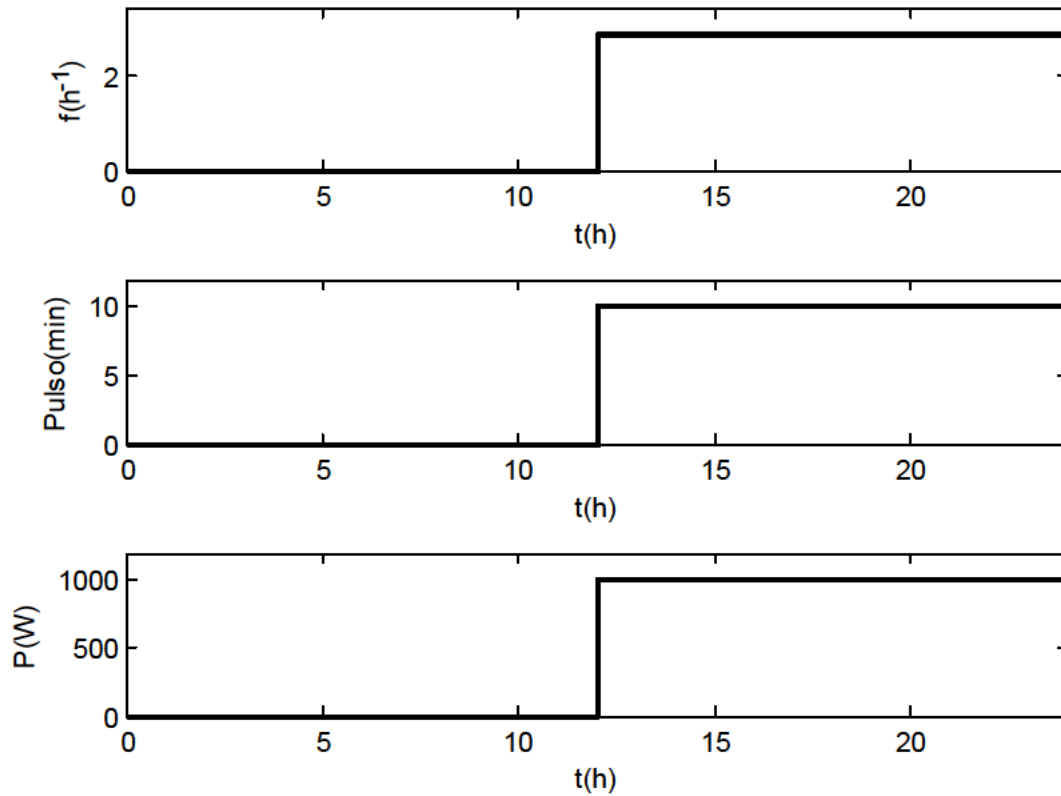


Figura VI.26. Firma de carga del radiador con ciclo de control 0, tanto en frecuencia como en ancho de pulso y potencia.

Radiador con ciclo de control 1

El radiador en el ciclo de control 1 se modifica tanto en la frecuencia como en ancho de pulso, por lo que el análisis debe ser más pormenorizado.

Analizando la señal para un tramo de correlación único aparecen aproximadamente 5 zonas.

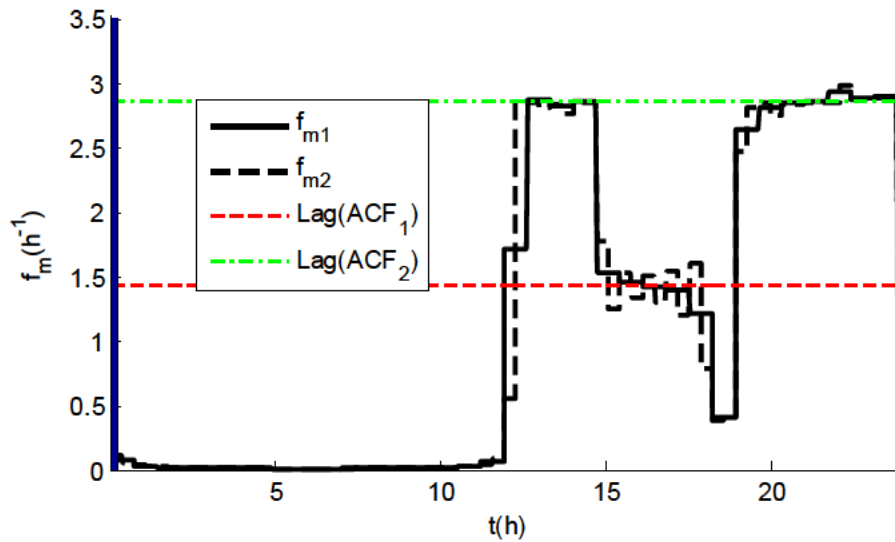


Figura VI.27. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 1 con un coeficiente de correlación común. Se aprecian 5 zonas.

Analizando con coeficientes de autocorrelación diferentes cada zona se obtiene:

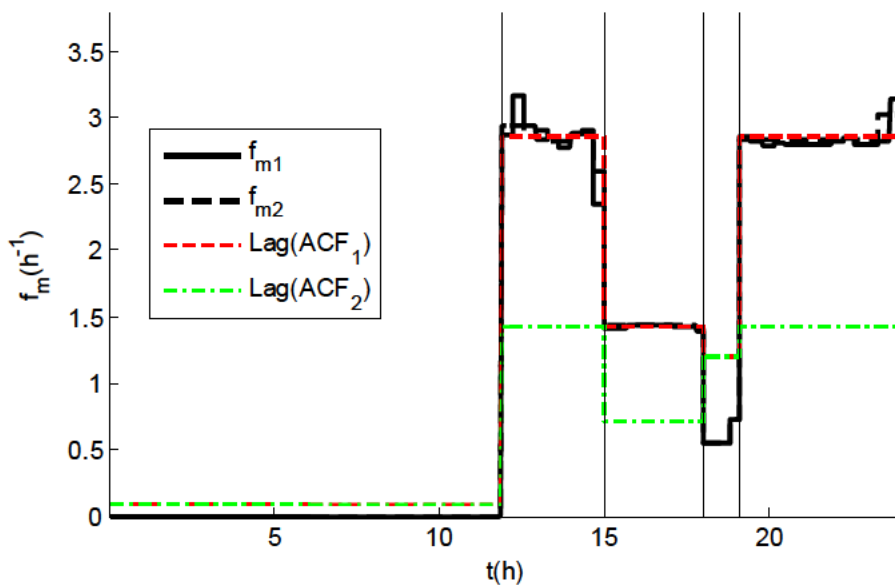


Figura VI.28. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 1 con coeficiente de autocorrelación individual por zona.

A parte del cambio de frecuencia de ciclado, también se produce un cambio de ancho de pulso. Para detectarlo se utiliza de nuevo el coeficiente de autocorrelación negativo por zona. Concretamente los valores obtenidos fueron:

Tabla VI.8. Anchos de pulso característicos por tramo en base al “lag” extremo negativo de la ACF. Radiador control 1.

Hora	12h-15h	15h-18h	18h-19h	19h-24h
Ancho pulso	10 min	16 min	50 min	10 min

En cuanto al estudio del nivel amplitud de la potencia no hay ningún cambio, siendo la potencia de 1000W para todos los tramos.

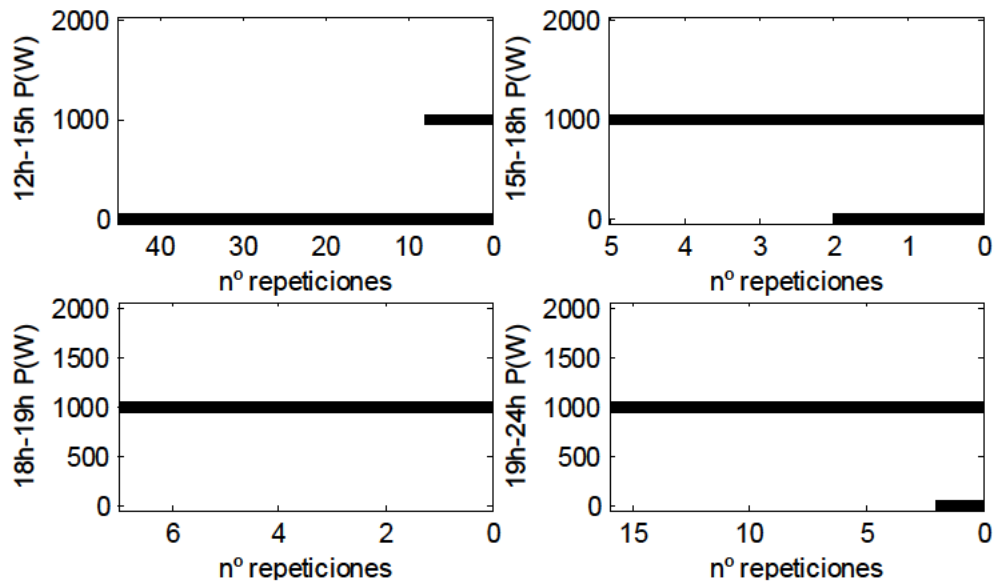


Figura VI.29. Histograma de amplitudes para las zonas horarias relevantes del radiador con ciclo de control 1. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo en una tabla todos los datos:

Tabla VI.9. Caracterización del radiador (control 1)

Hora	0h-12h	12h-15h	15h-18h	18h-19h	19h-24h
F (h⁻¹)	-	2.9	1.4	0.5	2.9
Ancho pulso	-	10 min	16 min	50 min	10 min
P(W)	-	1000	1000	1000	1000

Gráficamente:

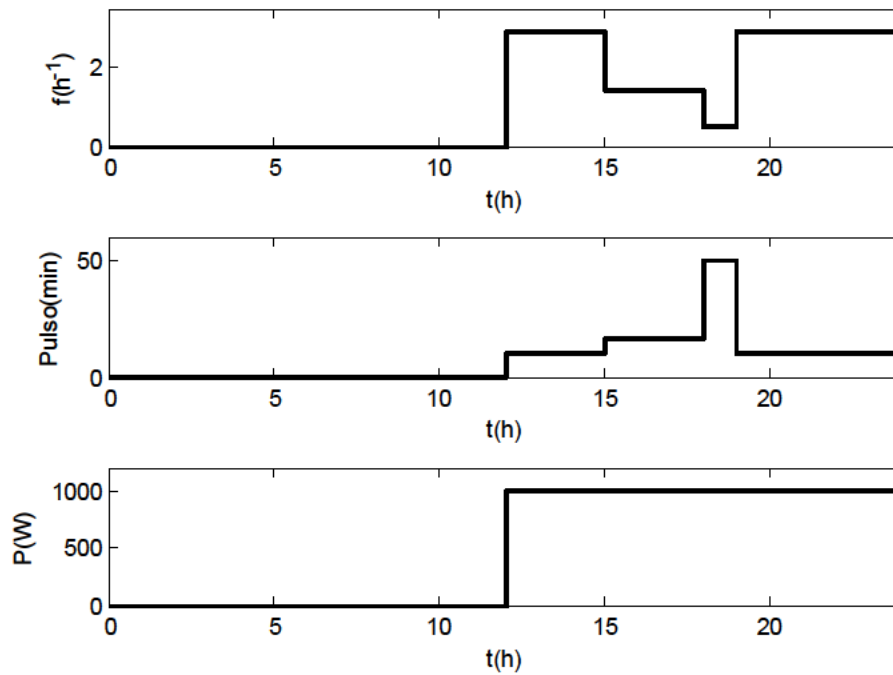


Figura VI.30. Firma de carga del radiador con ciclo de control 1, tanto en frecuencia como en ancho de pulso y potencia.

Radiador con ciclo de control 2

El ciclo de control 2 del radiador, al igual que el 1, también conlleva una modificación de los anchos de pulso y frecuencia. El análisis a correlación global ofreció el siguiente resultado en el que vuelven a aparecer 5 zonas, pero en diferentes zonas horarias:

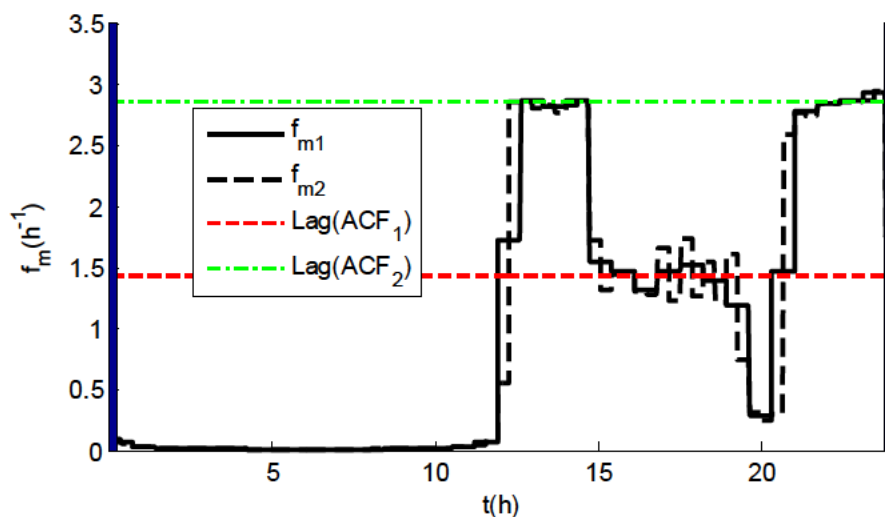


Figura VI.31. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 2 con un coeficiente de correlación común. Se aprecian 5 zonas también pero en periodos de tiempo diferentes.

Volviendo a analizar la curva pero para coeficientes de autocorrelación independientes para cada zona se obtuvo:

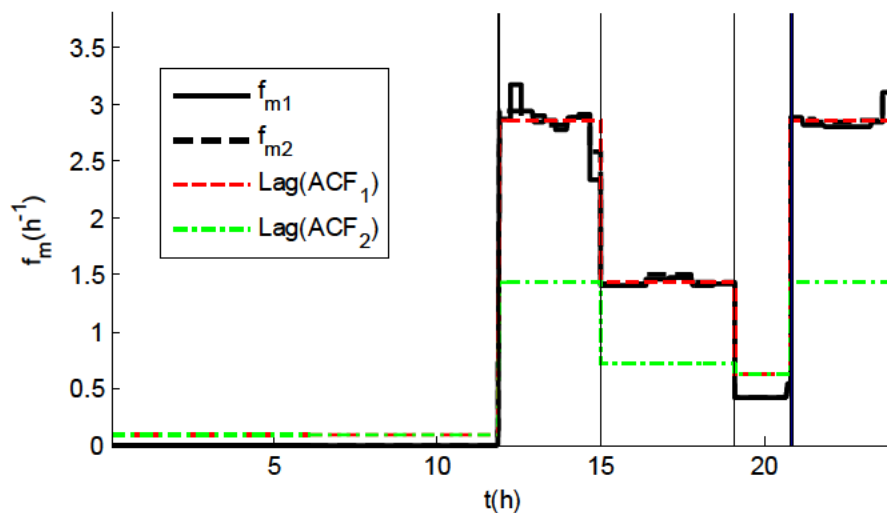


Figura VI.32. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 2 con coeficiente de autocorrelación individual por zona.

En el control 2 del radiador también se produce una modificación de los anchos de pulso, obteniéndose:

Tabla VI.10. Anchos de pulso característicos por tramo en base al “lag” extremo negativo de la ACF. Radiador control 2.

Hora	12h-15h	15h-19:30h	19:30h-21h	21h-24h
Ancho pulso	10 min	15 min	72 min	10 min

El estudio por amplitud da un resultado similar y constante de 1000W, ya que el ciclo de control no afecta a la amplitud de la onda.

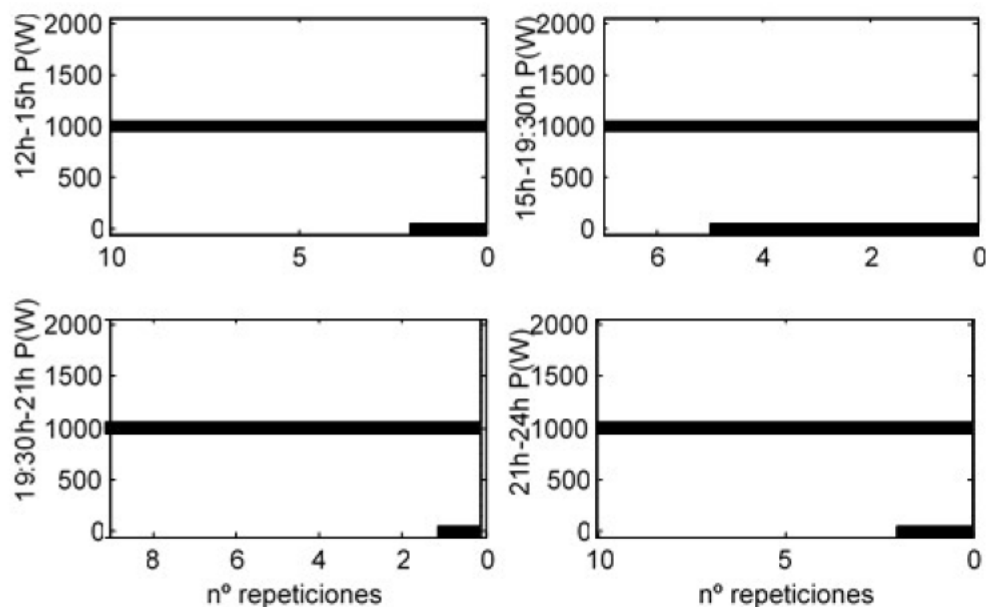


Figura VI.33. Histograma de amplitudes por intervalos horarios. Radiador con ciclo de control 2. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo en una tabla:

Tabla VI.11. Caracterización del radiador (control 2)

Hora	0h-12h	12h-15h	15h-19:30h	19:30h-21h	21h-24h
$F \text{ (h}^{-1}\text{)}$	-	2.9	1.4	0.35	2.9
Ancho pulso	-	10 min	15 min	72 min	10 min
$P \text{ (W)}$	-	1000	1000	1000	1000

Gráficamente:

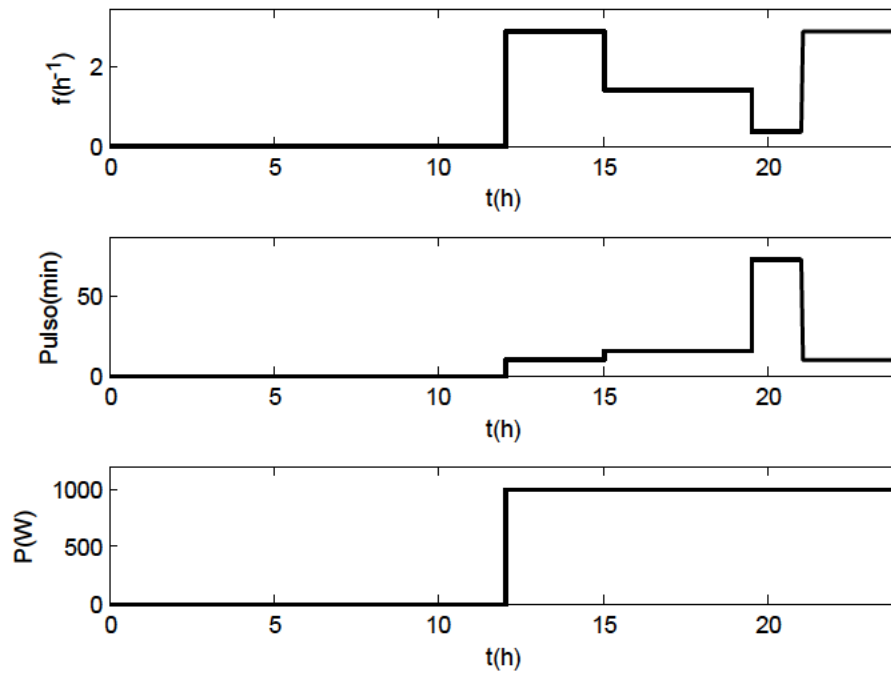


Figura VI.34. Firma de carga del radiador con ciclo de control 2, tanto en frecuencia como en ancho de pulso y potencia.

Radiador con ciclo de control 3

El ciclo de control 3 conlleva tanto una modificación de la frecuencia como la amplitud. Además, deja de estar en servicio a partir de las 23h, en vez de continuar hasta las 24h como el resto de controles.

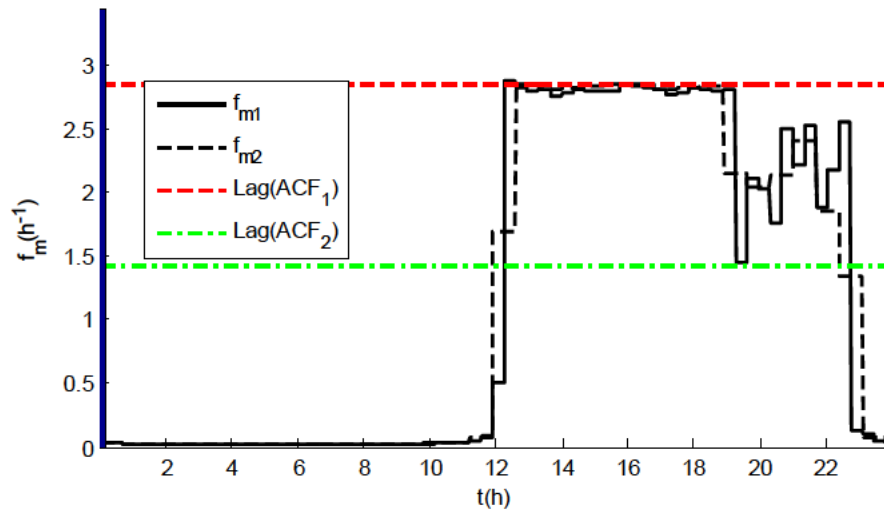


Figura VI.35. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 3 con un coeficiente de correlación común. Se aprecian 4 zonas.

Aplicando el coeficiente de autocorrelación por cada zona queda la caracterización como vemos en la siguiente figura:

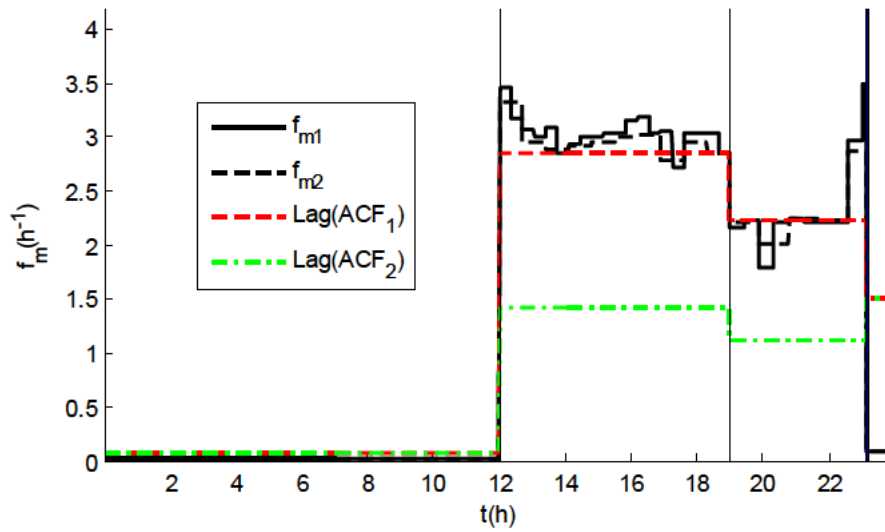


Figura VI.36. Análisis en frecuencia media del radiador con ciclo de control 3 con coeficiente de autocorrelación individual por zona. Se aprecian dos niveles de frecuencia distintos.

Nótese que se detecta también el recorte del último ciclo antes de las 23h (ver figura VI. 37).

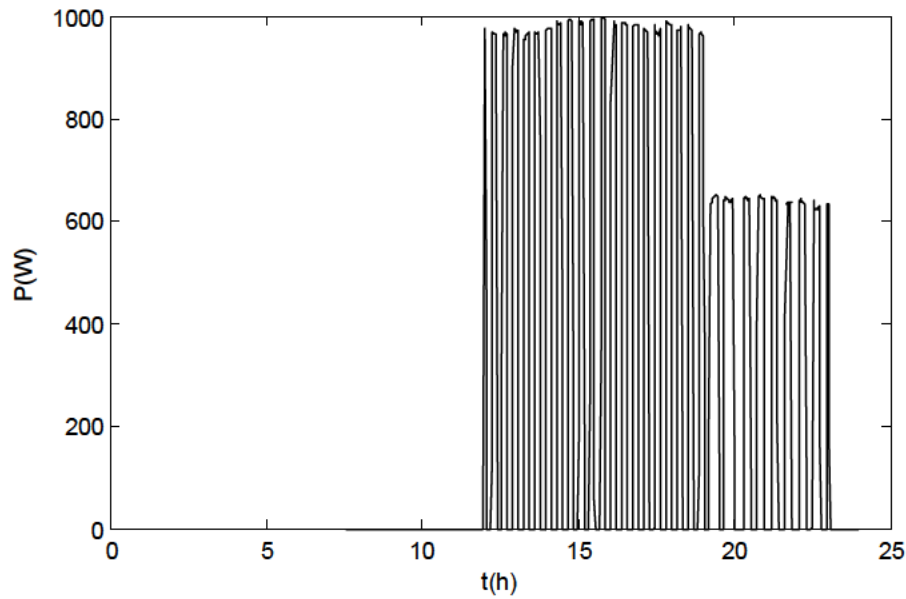


Figura VI.37. Curva de demanda del radiador con ciclo de control 3. Se aprecia dos niveles de potencia con dos frecuencias distintas. Obsérvese el recorte en el último ciclo justo antes de las 23h que conlleva a un aumento de la frecuencia media en esos minutos finales en la figura VI.59.

Los anchos de pulso se pueden ver en la siguiente tabla.

Tabla VI.12. Anchos de pulso característicos por tramo en base al “lag” extremo negativo de la ACF. Radiador control 3.

Hora	12h-19h	19h-23h
Ancho pulso	10 min	14 min

Siendo las amplitudes según el histograma por tramo:

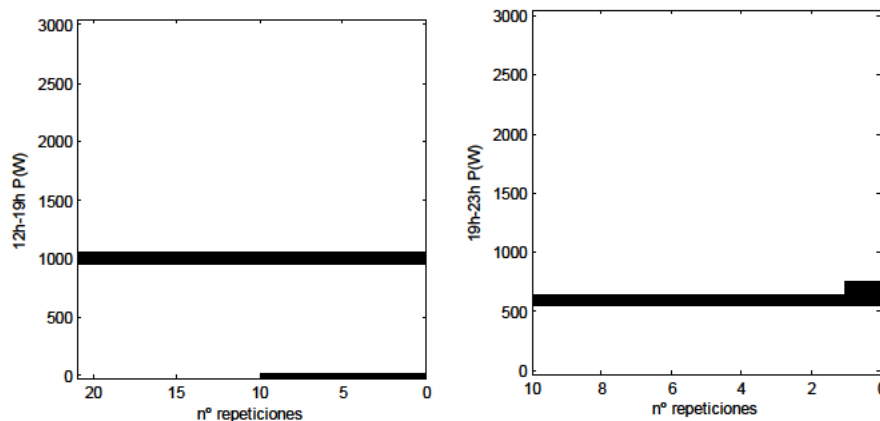


Figura VI.38. Histograma de amplitudes por intervalos horarios. Radiador con ciclo de control 3. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo en una tabla:

Tabla VI.13. Caracterización del radiador (control 3)

Hora	0h-12h	12h-19h	19h-23h	23h-24h
F (h^{-1})	-	2.9	2.2	-
Ancho pulso	-	10 min	14 min	-
P(W)	-	1000	600	-

Gráficamente:

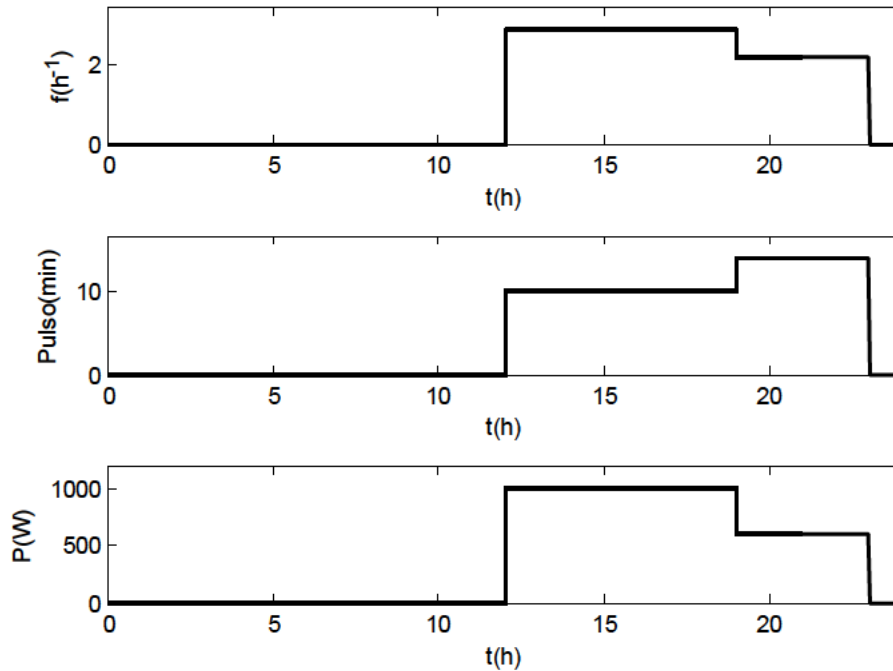


Figura VI.39. Firma de carga del radiador con ciclo de control 3, tanto en frecuencia como en ancho de pulso y potencia.

3.3.4. Otros aparatos

Dentro de los datos considerados, el resto de aparatos: TV+DVD, lavadora, lavavajillas, PC, HPAC, iluminación... no tienen un patrón claro de frecuencia en macro escala (TV/DVD) o sus niveles de potencia son muy variables (iluminación). Podrían no obstante, en algunos casos como la lavadora o lavavajillas, ser definidos por sus periodos temporales y niveles de potencia. Sin embargo, su reducido interés desde el punto de vista de control y aplicación para la gestión de la demanda no los hace elementos clave en la identificación dentro de la curva agregada. Por tanto, aunque pueden ser objeto de identificación, para nuestra herramienta no serán importantes, formando parte de la carga agregada de la que extraer las cargas buscadas.

3.4. Análisis de las curvas de carga agregadas.

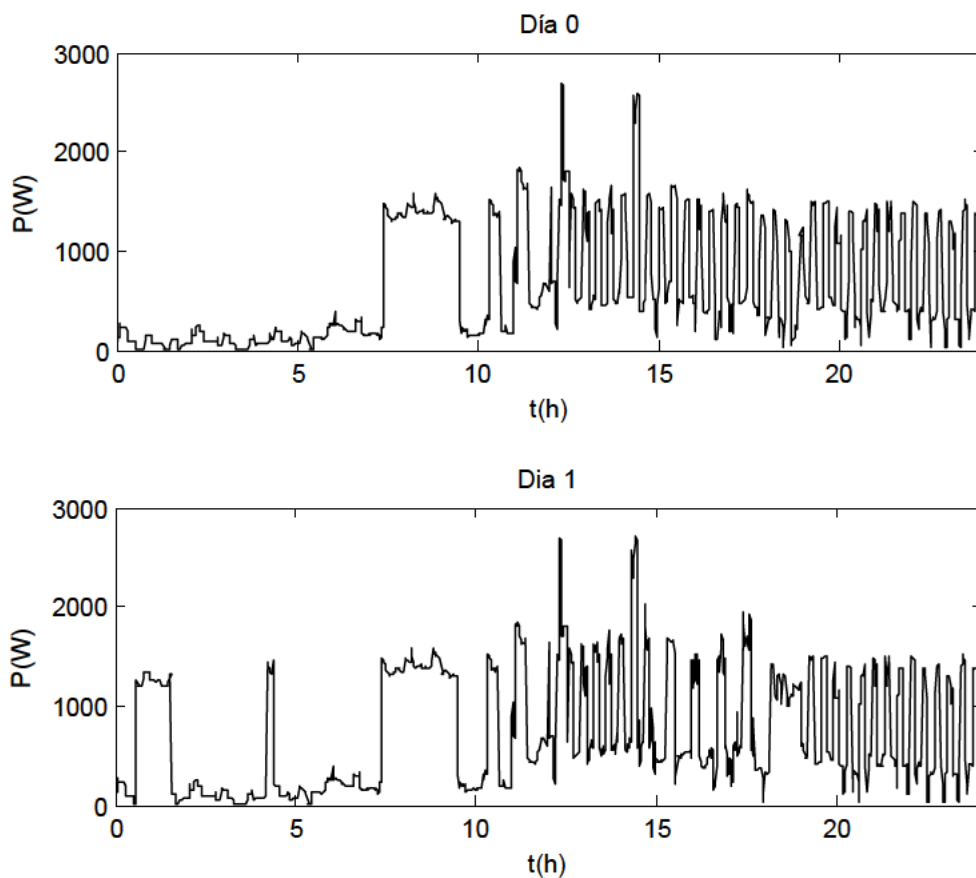
Una de las principales utilidades del método es la capacidad de extraer la información de los consumos más relevantes de la curva agregada, para así poder identificar firmas de carga, especialmente si estas están bajo un ciclo de control.

Para probar el método se analizaron cuatro días diferentes con diferentes combinaciones de cargas. Algunas de las cargas menos relevantes tenían mínimas variaciones lógicas al tratarse de días diferentes (ej. frigo 1-2).

Tabla VI.14. Días a considerar en simulación y conjunto de cargas simultáneas que presentan.

Día	Cargas
0	Frigo 1, TV, termo 1, radiador sin control, AC 1
1	Lavadora 1, frigo 1, TV, termo 2, radiador ciclo control 1, AC 1
2	Lavadora 2, frigo 2, TV, termo 1, radiador ciclo control 2, AC 2
3	Lavavajillas, Frigo 2, TV, termo 1, radiador ciclo control 3, AC 1

En las siguientes gráficas puede verse la demanda los días que serán analizados mediante la herramienta:



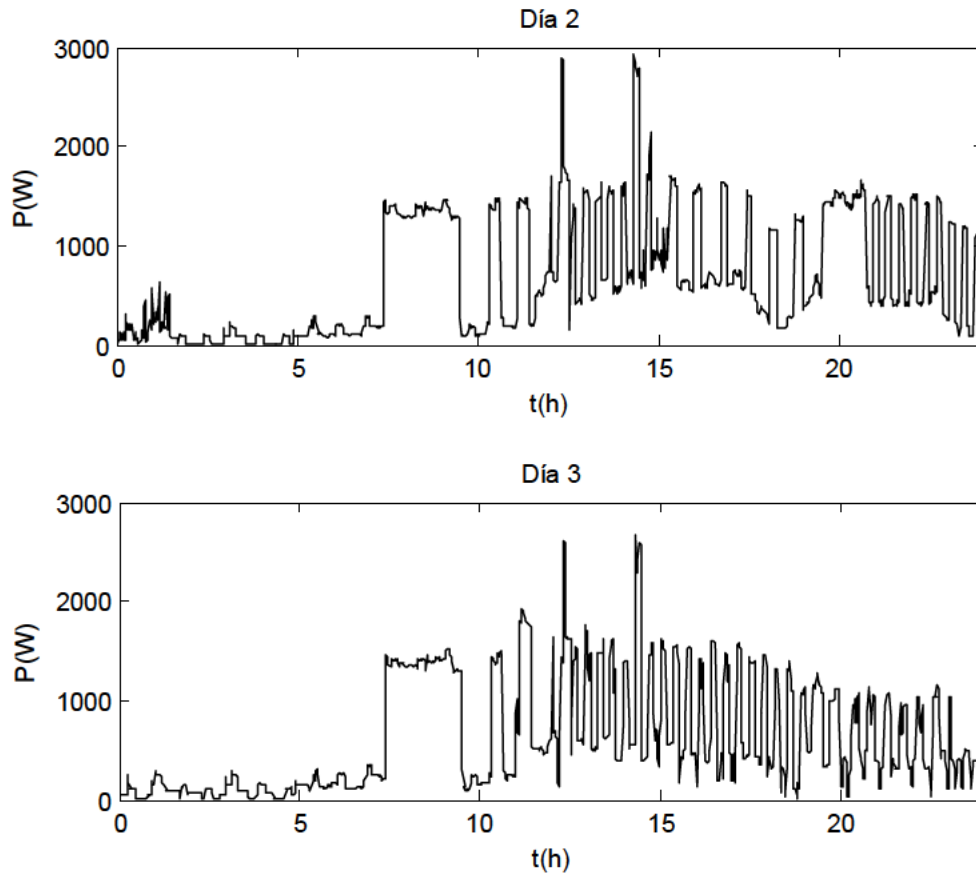


Figura VI.40. Curvas de demanda de los cuatro días de curva agregada considerados.

Centrado de la señal

Al igual que en las cargas individuales, primero se lleva a cabo el análisis a intervalo de autocorrelación común. Al tener la curva agregada una mayor oscilación en la amplitud, resulta crítico un punto que hasta ahora no hemos tratado y es el del centrado de la curva respecto de su valor medio.

En el análisis por EMD la condición de IMF lleva implícito el centrado de la señal. Sin embargo, la naturaleza rectangular de las ondas de carga que buscamos analizar, las hace poco adecuadas para su descomposición por dicho método. No obstante, la necesidad de que la onda tenga carácter oscilatorio para analizarla mediante HT a frecuencia, hace preciso su centrado. Para ello, simplemente se utiliza la propia HT. Si se aplica la HT a la señal y luego su antitransformada, se obtiene la propia señal sin su valor medio. La antitransformada es realmente sencilla y basta con aplicar la transformada a la transformada cambiada de signo. Por ejemplo, para una señal y sería:

$$(VI.3) \ y_{correctada} = HT(-HT(y))$$

El proceso de centrado para este tipo de ondas se aplica en dos etapas, al igual que para detectar los tramos diferentes de autocorrelación. En la primera etapa el centrado se aplica a la totalidad de la señal y en una segunda etapa se aplica individualmente para cada uno de los sectores.

Análisis del día 0

El análisis a coeficiente de correlación común obtiene 3 zonas de frecuencia como se ve en la figura IV.64.

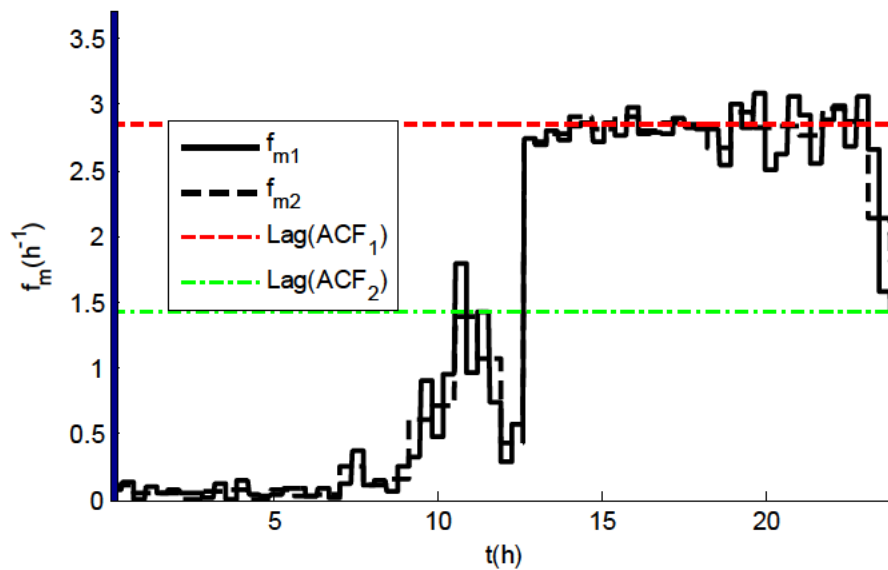


Figura VI.41. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación común del día 0

Si observamos la señal corregida (figura VI.65) se ve claramente que la media al tomar un solo tramo de cálculo no se hace de forma totalmente correcta, lo que conlleva a un análisis de frecuencia con mayor imprecisión:

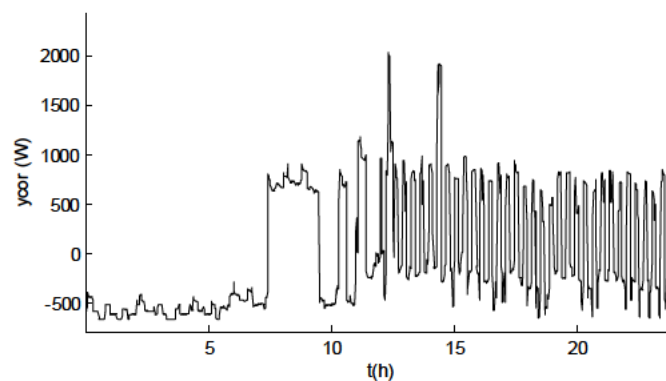


Figura VI.42. Día 0 centrado mediante HT para un solo intervalo.

Aunque en el análisis a un índice de correlación común aparecen 3 grandes zonas, para intentar armonizar el análisis de los días, se asignarán más divisiones, para así poder comparar zonas horarias similares.

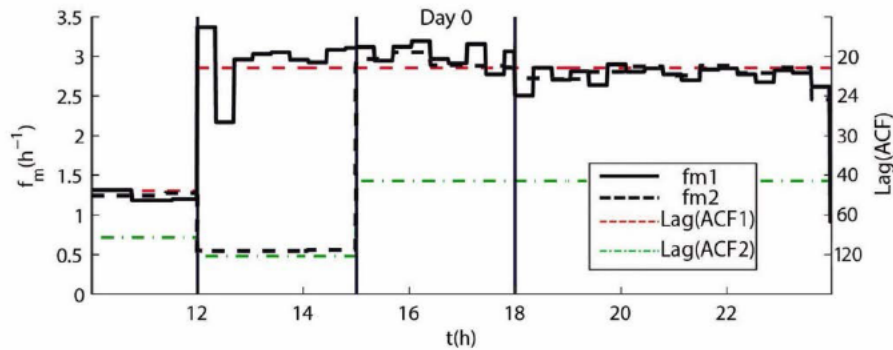


Figura VI.43. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación por zonas para el día 0. Se representan las horas diurnas (desde las 10) al ser en las que aparecen las cargas significativas. Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

El centrado de la onda también se realiza de forma mucho mejor al aplicar la antitransformada en distintas zonas. Aplicándose un factor de centrado diferente en la zona 12h-15h para el lag 2, con el fin de obtener así la segunda frecuencia presente.

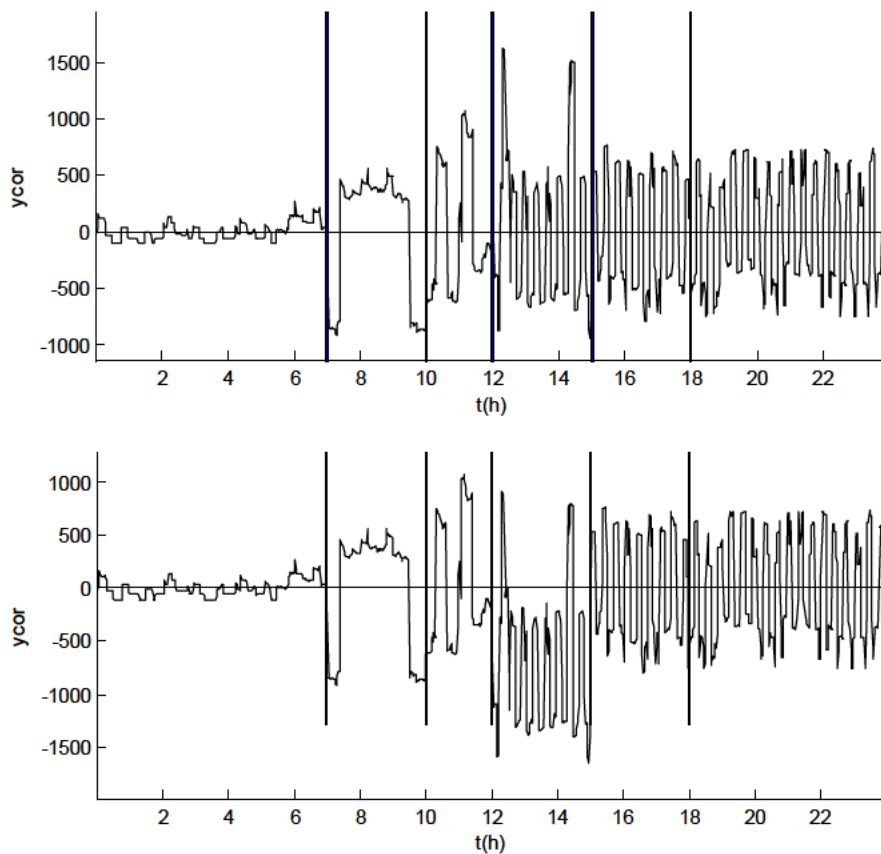


Figura VI.44. Curva corregida de amplitud. Arriba para lag 1, abajo para lag 2.

En el análisis de los anchos de pulso para la curva agregada mediante los coeficientes de autocorrelación negativos se obtuvo:

Tabla VI.15. Ancho de pulso por coeficiente de autocorrelación negativo por zonas. Día 0.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-18h	18h-21h
Ancho pulso	21 min	11 min	10 min	10 min

Y en el análisis de amplitud mediante histograma de los mínimos de la amplitud instantánea:

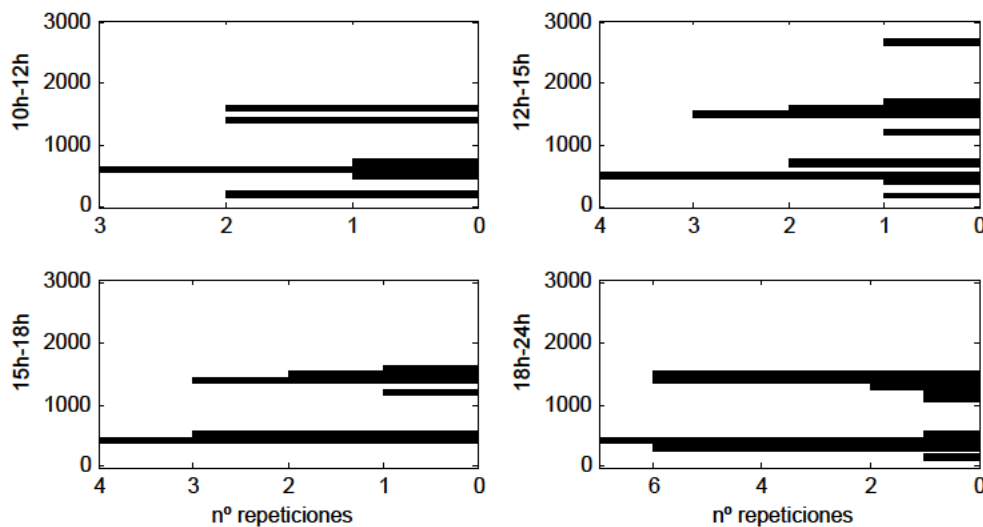


Figura VI.45. Histograma de amplitud ($P(W)$) para el día 0. El ancho del histograma considerado fue de $100W$.

De los gráficos se desprenden las siguientes componentes por zona:

Tabla VI.16. Resumen de los datos obtenidos en el análisis del día 0.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-18h	18h-24h
$F (h^{-1})$	1.3	2.9, 0.6	2.9	2.9
Lag(ACF)	46, 84	21, 125, 42	21, 42	21, 42
Ancho pulso	21 min	11 min	10 min	10 min
$P(W)$	1200, 200	1100, 1100	1000, 400	1000, 200

La madrugada y las primeras horas de la mañana corresponden al frigorífico y el ciclo largo del termo eléctrico, pero están fuera del rango de estudio, por lo que no haremos referencia a estas horas.

De 10h a 12h de la mañana las cargas fundamentales que aparecen siguen siendo las del termo eléctrico y el frigorífico, aunque en este caso debido a la diferencia de potencia

entre cargas y la menor resolución en potencia para el histograma (100W), se hace difícil distinguir los dos compresores.

De 12h a 15h se añaden distintas cargas, en potencia se aprecian el HPAC (400-500W) y el consumo agregado de los dos ciclos finales del termo eléctrico y el radiador sin ciclo de control. Para desagregar el consumo del termo eléctrico y el radiador se hace preciso descentrar la curva de carga, según el lag a considerar (figura VI.67), obteniéndose así la frecuencia de 0.6 correspondiente.

A partir de las 15h ya prácticamente sólo queda el consumo del radiador sin ciclo de control y el frigorífico y otras cargas adicionales de poco interés como la televisión.

Todo ello puede verse de forma más fácil comparando gráficamente las firmas de carga con los resultados obtenidos para las dos cargas más representativas. Obsérvese que sólo se indica la segunda carga correspondiente al lag 2, carga b, para el tramo 12h-15h.

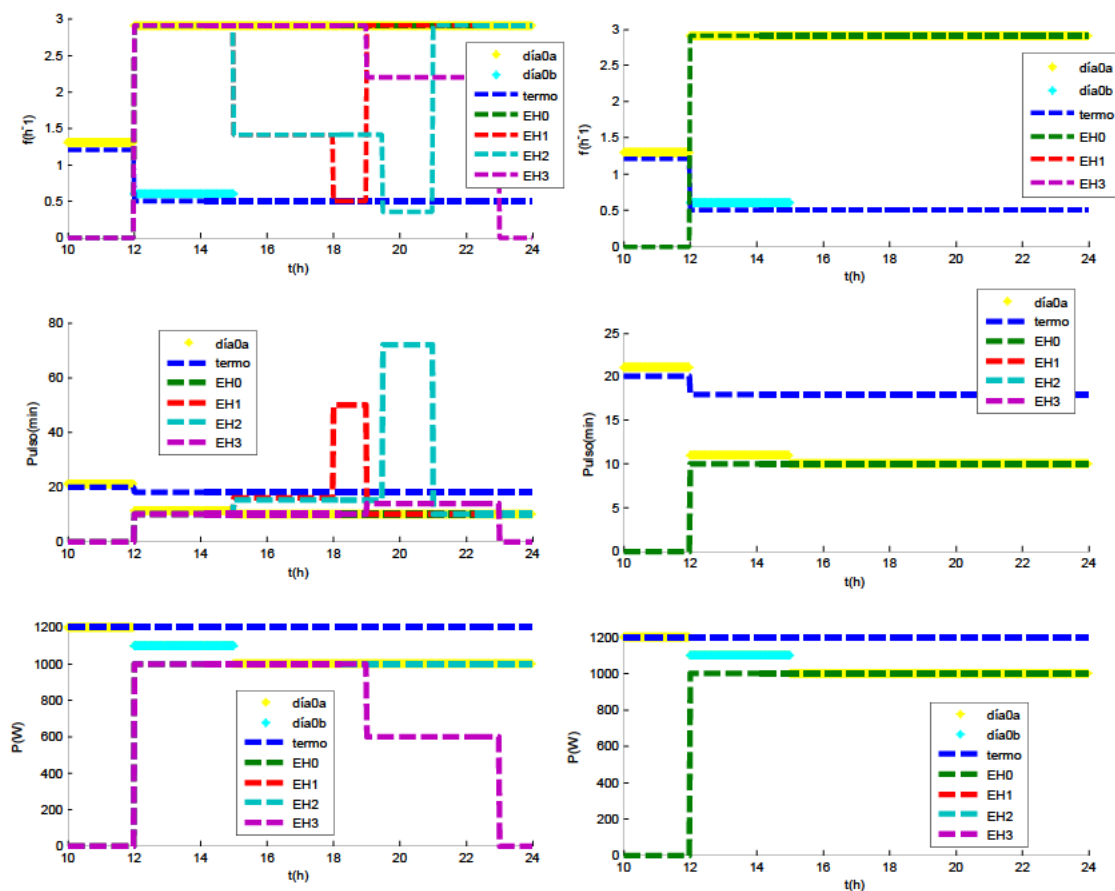


Figura VI.46. Representación de las firmas de carga del día 0. A la izquierda con varias firmas de carga y a la derecha con sólo las firmas de carga identificadas (termo y radiador 0). La carga b en color celeste (1100W, 0.6h⁻¹) sólo se representa para las horas en las que se detecta frecuencia (12h-15h).

Análisis del día 1

En el día 1 aparecen variaciones en el consumo de algunas de las cargas. Especialmente importante resulta la variación de la carga debida al radiador eléctrico que tendrá una modificación en su ciclo de control. Tal y como en las otras curvas de carga, el primer paso es intentar detectar los tramos apropiados para realizar la correcta integración y centrado de la curva de carga. En el análisis global de la curva, la frecuencia media obtenida fue:

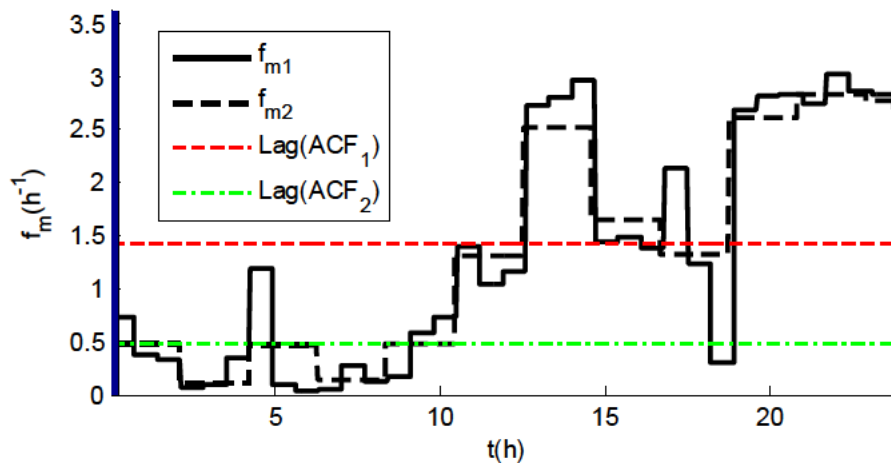


Figura VI.47. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación común del día 1.

Volviendo a realizar el cálculo para los intervalos más significativos se obtuvo:

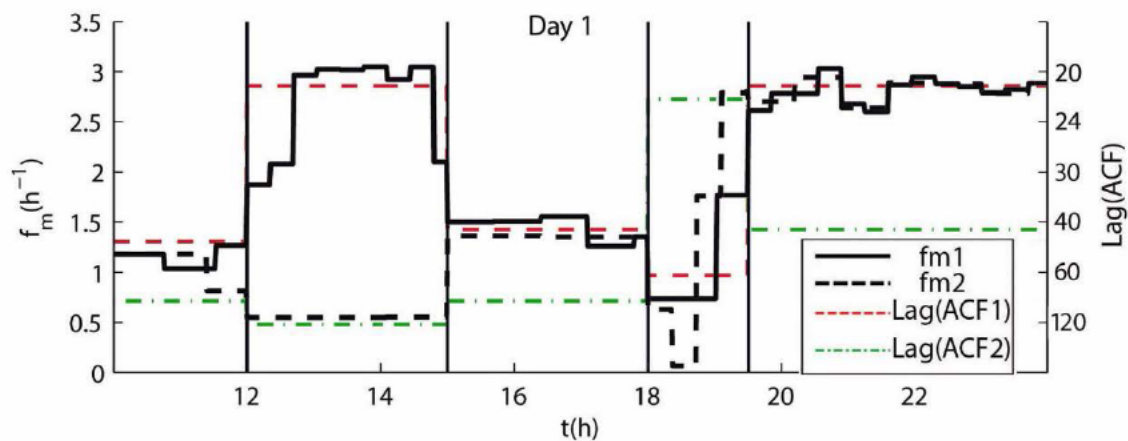


Figura VI.48. Análisis de la frecuencia media a coeficiente de autocorrelación por zonas para el día 1. Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

En el análisis de los anchos de pulso para la curva agregada mediante los coeficientes de autocorrelación negativos se obtuvo:

Tabla VI.17. Ancho de pulso por coeficiente de autocorrelación negativo por zonas. Día 1.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-18h	18h-19:30h	19:30h-24h
Ancho pulso	20 min	11 min	15 min	52 min	10 min

Y por último el análisis de amplitud mediante el histograma de los mínimos de la amplitud instantánea dio:

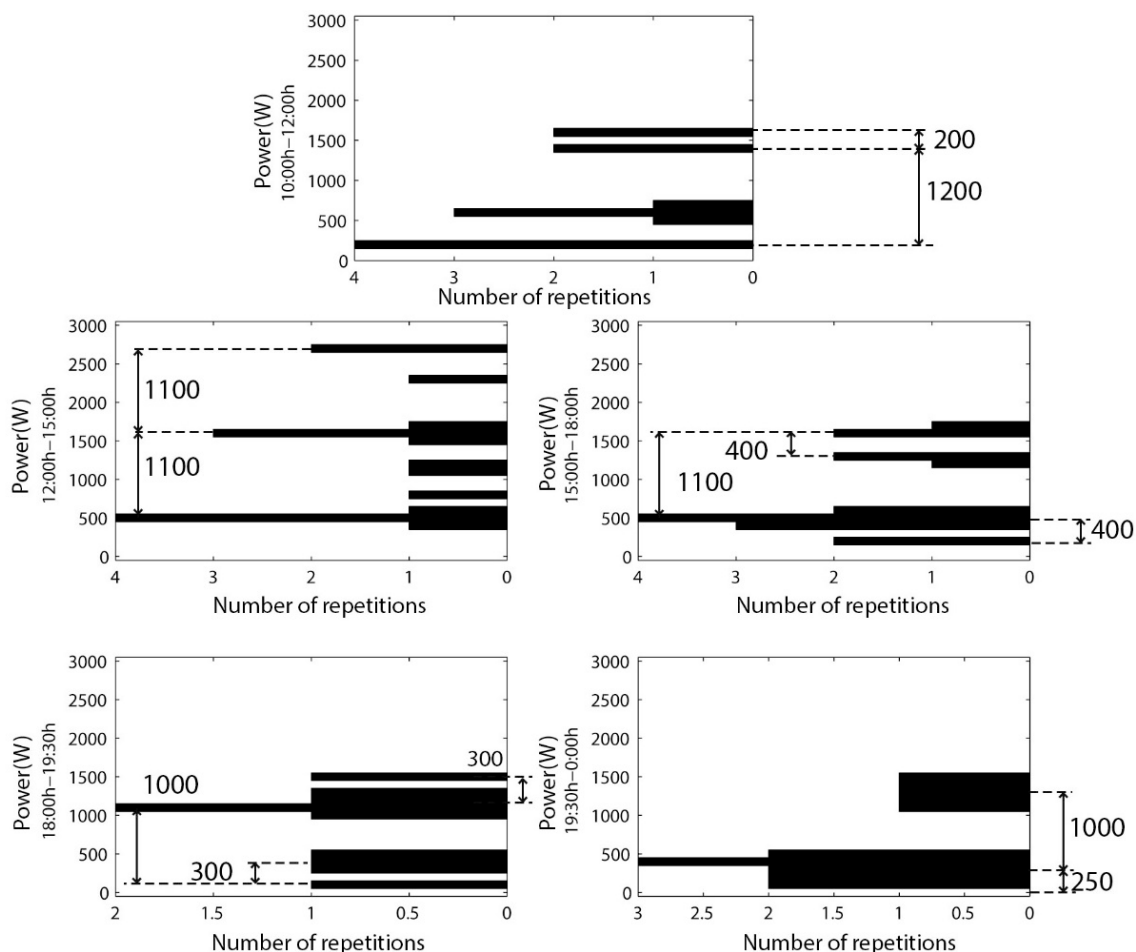


Figura VI.49. Histograma de los extremos de amplitud del día 1. El ancho del histograma considerado fue de 100W. Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

Resumiendo todo en una tabla resulta:

Tabla VI.18. Resumen de los datos obtenidos en el análisis del día 1.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-18h	18h-19:30h	19:30h-24h
F (h ⁻¹)	1.6	2.9, 0.6	1.4	0.75	2.8
Lag(ACF.)	46, 84	21, 125, 42	42, 84	62, 22	21, 42
Ancho pulso	20 min	11 min	15 min	52 min	10 min
P(W)	1200, 200	1100, 1100	1100, 400	1000, 300	1000, 250

De 12h a 15h adicionalmente al termo aparece el radiador con el ciclo de control 1. En el resto de horas aparece la amplitud de otros receptores como la lavadora y el HPAC y se mantiene la carga del radiador con el ciclo de control correspondiente.

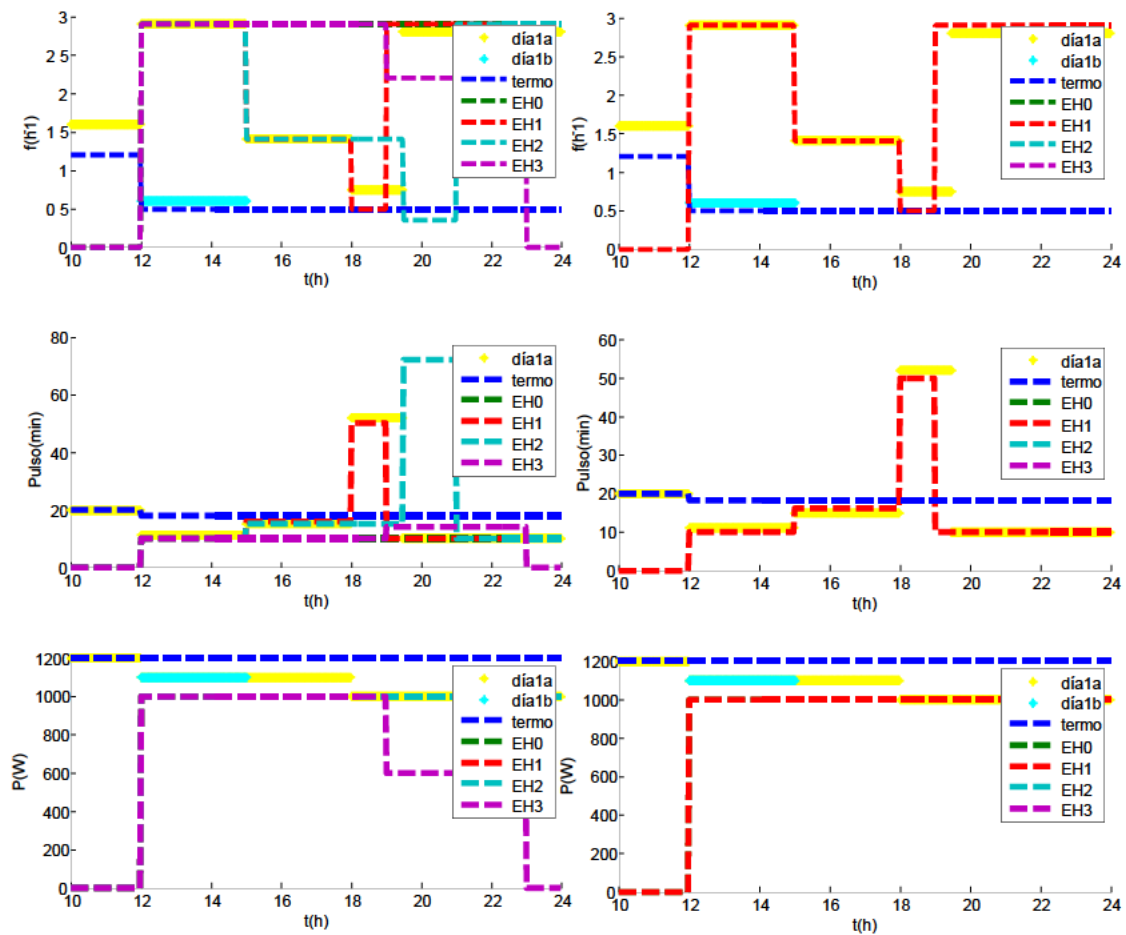


Figura VI.50. Representación de las firmas de carga del día 1. A la izquierda con varias firmas de carga y a la derecha con sólo las firmas de carga identificadas (termo y radiador 1). La carga b (1100W, 0.6hr⁻¹) sólo se representa para las horas en las que se detecta frecuencia (12h-15h).

Análisis del día 2

En el análisis a coeficiente de autocorrelación global para la onda se obtuvo:

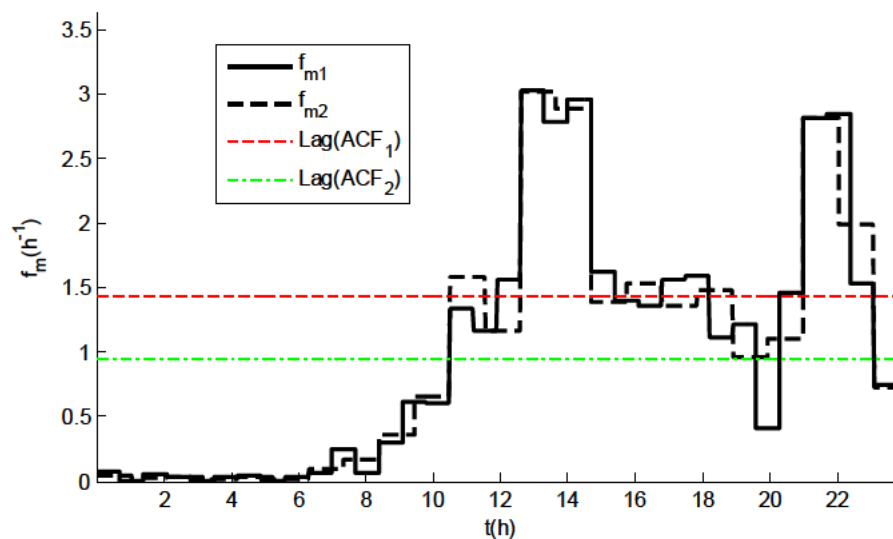


Figura VI.51. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación común del día 2.

Analizando por los sectores que se consideraron:

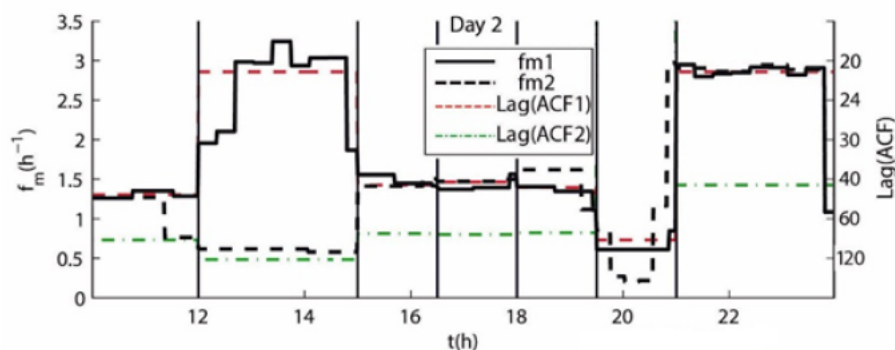


Figura VI.52. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación por zonas para el día 2. Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

En el análisis de los anchos de pulso para la curva agregada mediante los coeficientes de autocorrelación negativos se obtuvo:

Tabla VI.19. Ancho de pulso por coeficiente de autocorrelación negativo por zonas. Día 2.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-16:30h	16:30h-18h	18h-19:30h	19:30h-21h	21h-24h
Ancho pulso	20 min	11 min	15 min	11 min	15 min	71 min	10 min

Y por último el análisis mediante el histograma de los mínimos de la amplitud instantánea dio:

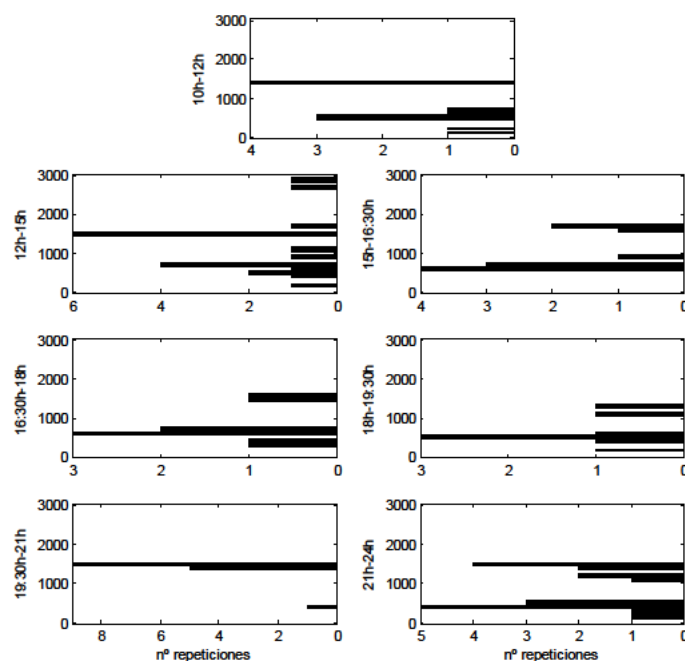


Figura VI.53. Histograma de los extremos de amplitud del día 2. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo todo en una tabla resulta:

Tabla VI.20. Resumen de los datos obtenidos en el análisis del día 2.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-16:30h	16:30h-18h	18h-19:30h	19:30h-21h	21h-24h
$F (h^{-1})$	1.3	3, 0.65	1.5	1.4	1.4	0.75	2.9
Lag(ACF-)	46, 82	21, 124, 42	42, 74	41, 75	43, 73	82, 16	21, 42
Ancho pulso	20 min	11 min	15 min	15 min	15 min	71 min	10 min
P(W)	1200, 200	1100, 1100	1100, 400	1100, 400	1000, 400	1000, 300	1000, 250

De 10 h a 12h se detecta los dos ciclos del termo a 1.3 de frecuencia. De 12 a 15h aparece el radiador con ciclo de control 2 y los dos últimos ciclos de termo. A partir de las 15h aparece el consumo del radiador tal y como se detectó en su firma de carga.

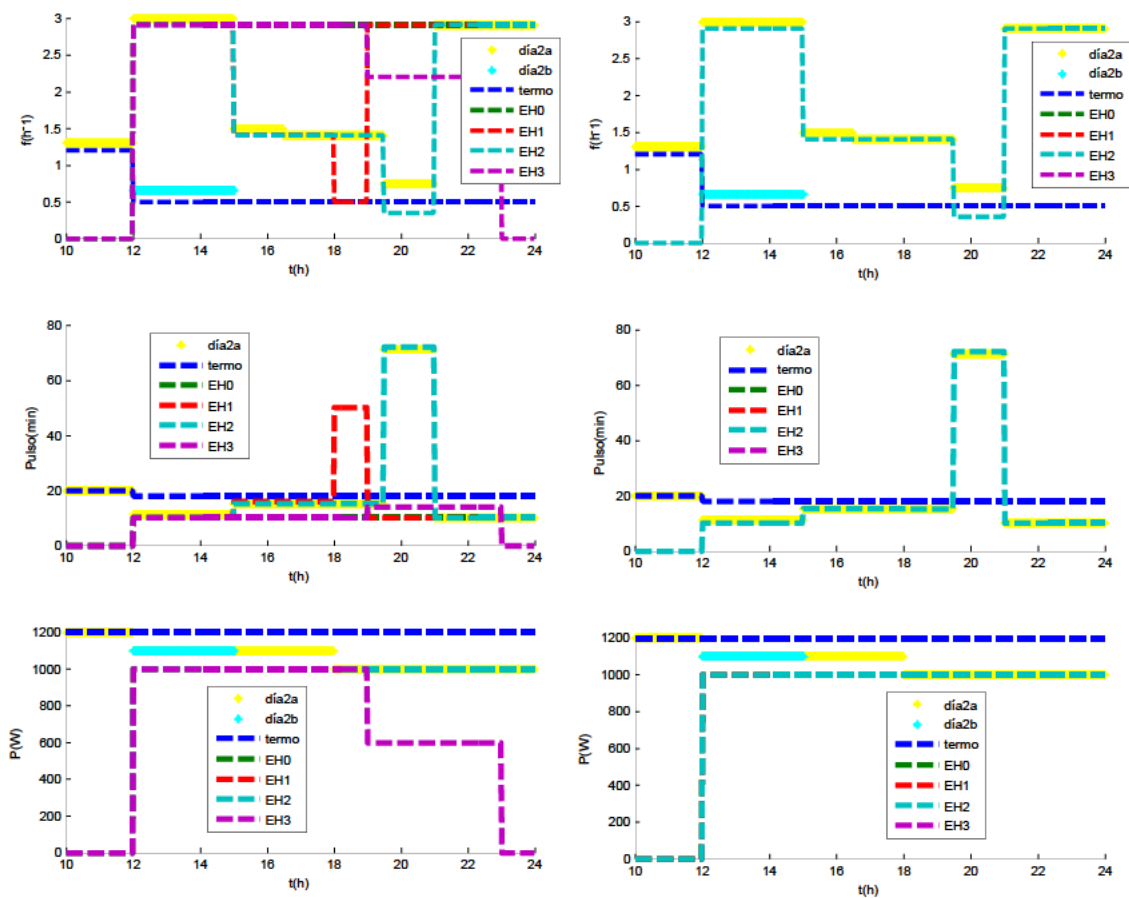


Figura VI.54. Representación de las firmas de carga del día 2. A la izquierda con varias firmas de carga y a la derecha con sólo las firmas de carga identificadas (termo y radiador 2). La carga b ($1100W$, $0.6h^{-1}$) sólo se representa para las horas en las que se detecta frecuencia (12h-15h).

Análisis del día 3

El día 3 contiene el ciclo de control 3 del radiador. En el análisis a coeficiente de autocorrelación global para la onda se obtuvo:

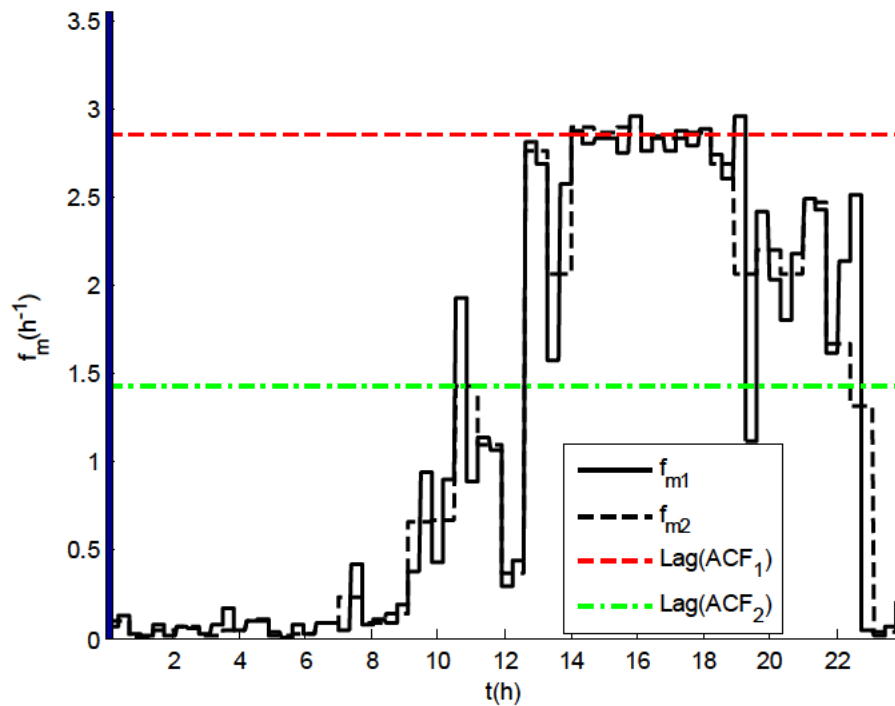


Figura VI.55. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación común del día 3.

Analizando por los sectores que se aprecian:

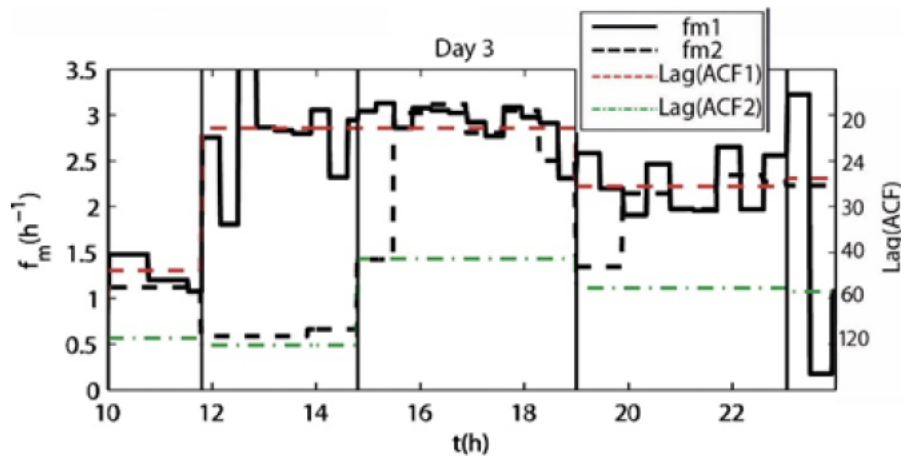


Figura VI.56. Análisis a frecuencia media a coeficiente de autocorrelación por zonas para el día 3.
Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

En el análisis de los anchos de pulso para la curva agregada mediante los coeficientes de autocorrelación negativos se obtuvo:

Tabla VI.21. Ancho de pulso por coeficiente de autocorrelación negativo por zonas. Día 3.

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-19h	19h-23h	23h-24h
Lag(ACF)	21 min	11 min	11 min	14 min	5 min

Y por último el análisis mediante el histograma de los mínimos de la amplitud instantánea dio:

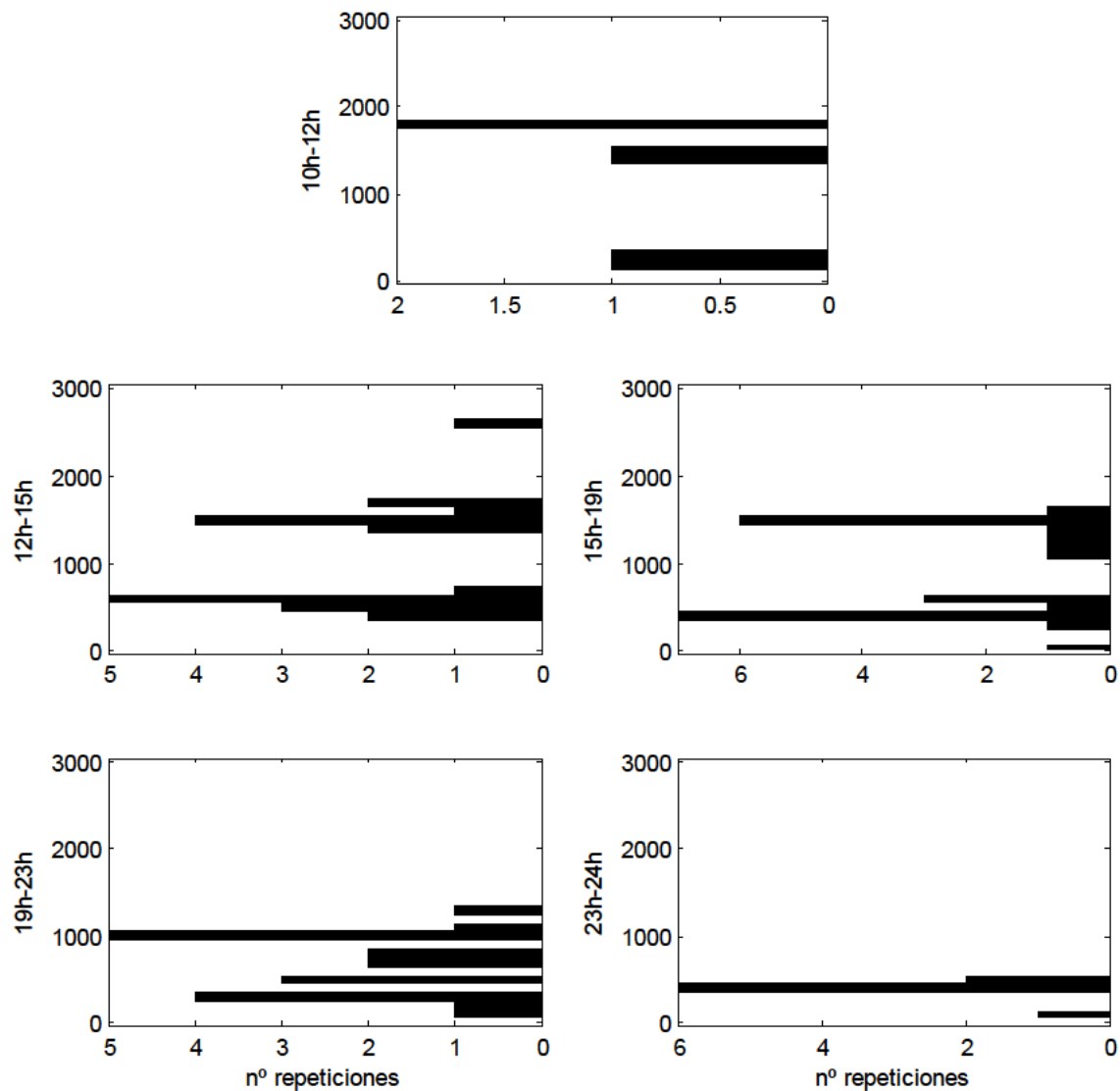


Figura VI.57. Histograma de los extremos de amplitud del día 3. El ancho del histograma considerado fue de 100W.

Resumiendo todo en una tabla resulta:

Tabla VI.22. Resumen de los datos obtenidos en el análisis de día 3. *Habría dos tramos en t .

Hora	10h-12h	12h-15h	15h-19h	19h-23h	23h-24h
$F (h^{-1})$	1.3	2.9, 0.6	2.9	2.2	3.2 y 0.2*
Lag(ACF)	21	11	11	14	5
P(W)	1200, 200	1100, 1000	1000, 400	700, 300	300, 100

De 10 h a 12h se detectan los dos ciclos del termo a $1.3h^{-1}$ de frecuencia. De 12 a 15h aparece en frecuencia, amplitud y ancho de pulso el radiador con ciclo de control 3 y los dos últimos ciclos de termo. A partir de las 15h aparece el consumo del radiador tal y

como se detectó en su firma de carga con su correspondiente cambio en frecuencia, ancho de pulso y amplitud. A partir de las 23h quedan otras cargas residuales como el frigorífico, TV o iluminación no interesantes desde el punto de vista de DR y que no aparecen asignadas entre las firmas de carga a identificar.

Gráficamente la comparación y asignación de las firmas de carga se puede ver en la siguiente gráfica.

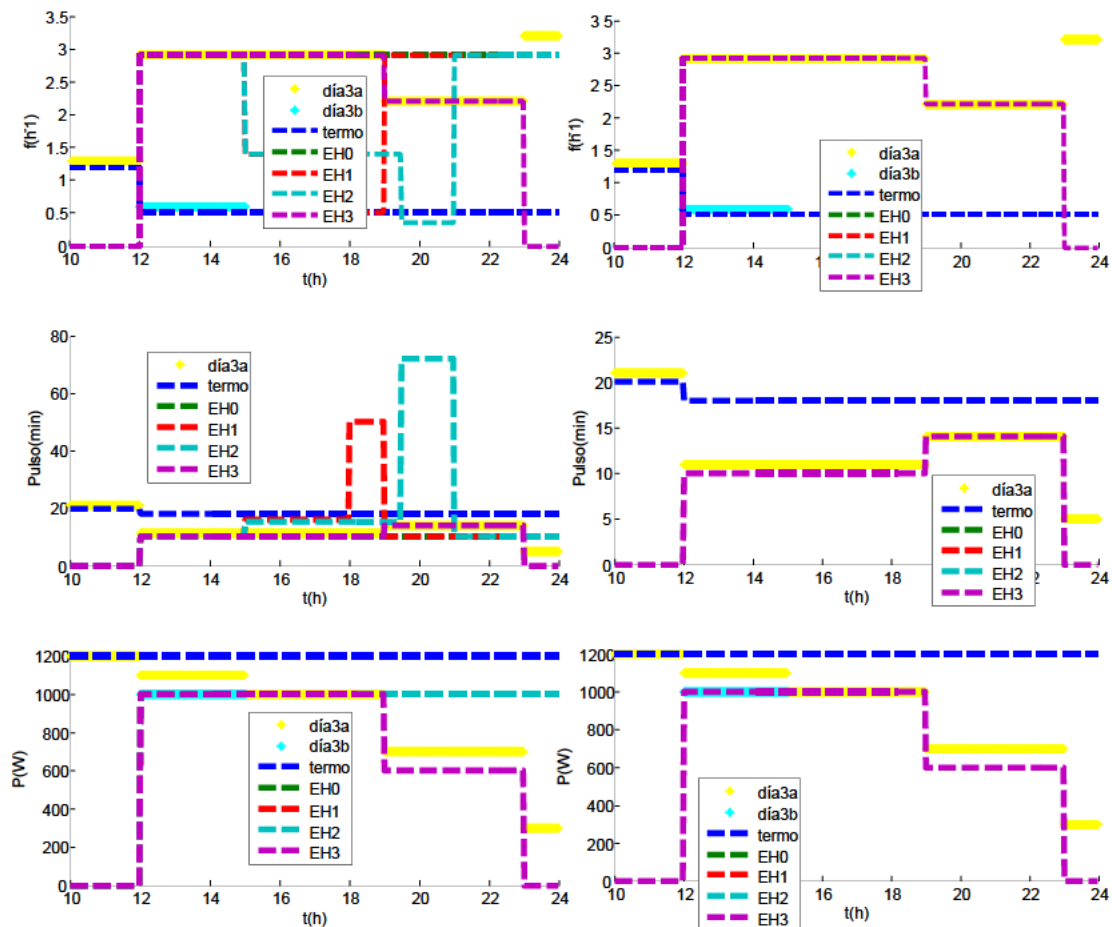


Figura VI.58. Representación de los datos del día 3. A la izquierda con varias firmas de carga y a la derecha con sólo las firmas de carga identificadas (termo y radiador 3). La carga b (1100W, 0.6h⁻¹) sólo se representa para las horas en las que se detecta frecuencia (12h-15h). A partir de las 23h aparece una carga de 300W no presente entre las estudiadas y por tanto no se le asigna una firma de carga.

3.5. Determinación del consumo.

Otro importante punto, tanto para el agregador del mercado como el consumidor, es determinar la eficiencia en energía y costes (Goldman 2010).

Mediante la reconstrucción de la señal a partir de los datos obtenidos se puede obtener el consumo de la carga desagregada. Concretamente, esto se realizó para las cuatro

versiones estudiadas del radiador de aceite (EH 0-3). Para una mejor visualización gráfica la reconstrucción de la onda se hizo asignando un valor de fase apropiado por tramo, ya que el valor de fase de la oscilación no es un valor a ser extraído mediante la herramienta. Esta suposición no afecta a la hora de computar el consumo estimado, pero permite hacer una comparación gráfica más sencilla; es decir, que su asignación tiene una importancia únicamente gráfica para la representación de los datos.

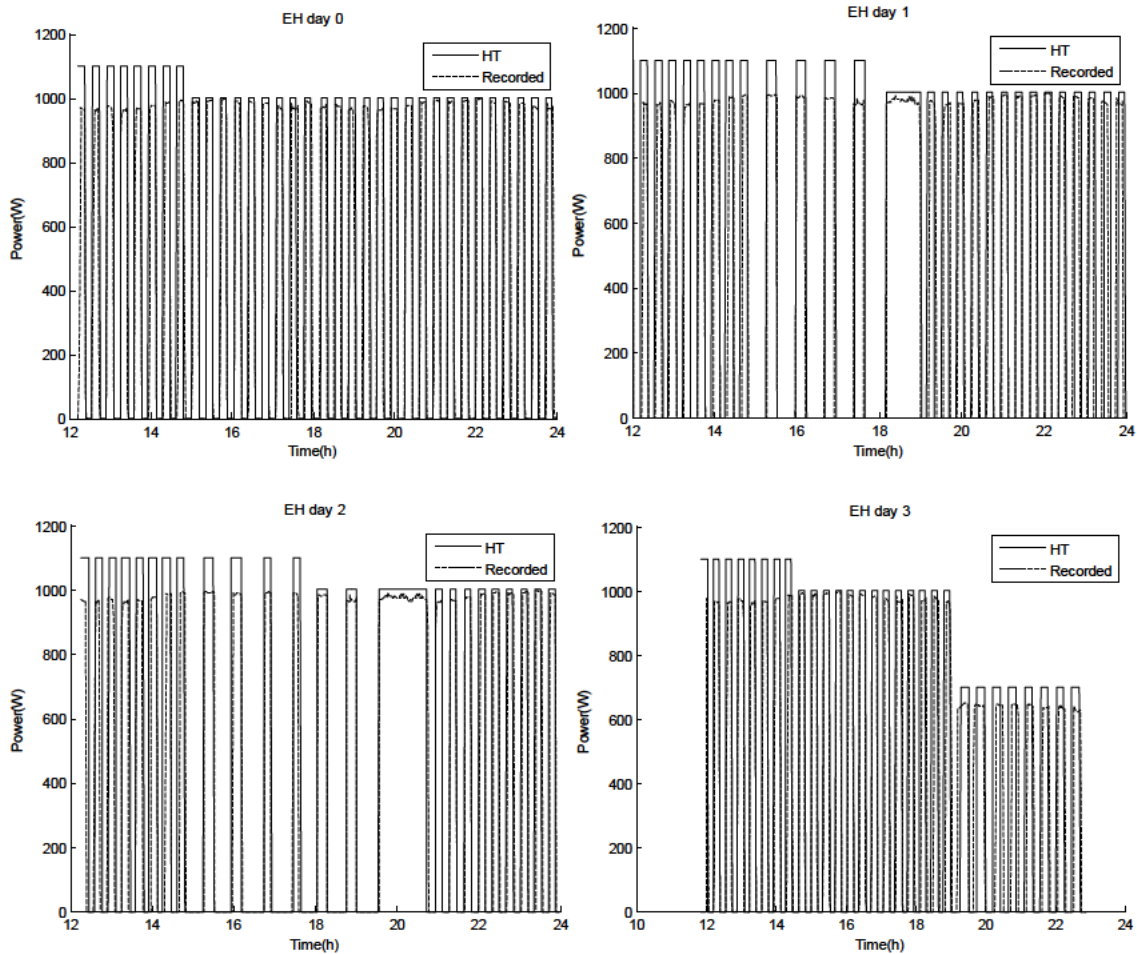


Figura VI.59. Representación gráfica del radiador de aceite. En línea discontinua se aprecia el valor real de consumo y en línea continua la obtenida mediante la composición del método para los cuatro días considerados. Fuente (Gabaldón et al. 2014) Creative Commons.

La evaluación se puede llevar a cabo por fracciones horarias o de forma total. Eligiendo unos tramos acordes a la variación de frecuencia se obtuvo los siguientes resultados:

Tabla VI.23. Valoración energética para los cuatro modos de funcionamiento del radiador por convección en los cuatro días considerados.

		Día 0		Día 1		Día 2		Día 3	
		E(Wh) Estimada	E(Wh) real	E(Wh) Estimada	E(Wh) real	E(Wh) Estimada	E(Wh) real	E(Wh) Estimada	E(Wh) real
t(h)	12	1613	1282	1668	1240	1687	1207	1650	1282
	15	4350	4019	1100	950	953	773	2200	1827
	18			833	809	500	471	1307	1235
	19			2400	2112	1183	1171		
	21					1500	1349		
	23							0	0
	24								
	Total	5963	5301	6001	5111	5823	4971	5157	4344
	Error(%)	-11,10%		-14,83%		-14,63%		-15,76%	

Como se aprecia, tanto en las gráficas de la figura VI.82 como en la tabla VI.26, la falta de precisión a la hora de definir el nivel de potencia (sobre todo al medio día y primeras horas de la tarde 1100W) afecta en gran medida a la hora de estimar la energía consumida por el radiador. Si bien la identificación de la firma de carga se obtiene con gran precisión gracias a la adecuada extracción del ancho de pulso y frecuencia de ciclado, el error a la hora de designar el nivel de potencia (1100W respecto de 1000W) provoca que la energía real consumida sea en torno a un 11-15% inferior. En realidad el valor no es muy elevado teniendo en cuenta que el error de cálculo debido a considerar bandas de 100W es de

100Wh y que al estimarse 12h podría llegar a unos 1200Wh, por lo que realmente el error viene dado por la incertidumbre asociada a la escala de las bandas del histograma de potencia.

3.6. Conclusiones

Con los resultados obtenidos a partir de los consumos de carga reales de un usuario residencial se demuestra la capacidad de la herramienta para detectar firmas de carga. El método permite obtener la frecuencia media de los consumos más relevantes para DR y datos adicionales como el ancho del pulso o nivel de potencia.

Como líneas de mejora se encuentra el intentar automatizar más la herramienta, para que no requiera de la supervisión del usuario a la hora de definir los coeficientes de autocorrelación, la elección de las zonas horarias y los niveles de potencia. La elección de los tramos puede ser crítica ya que el centrado de la curva mediante la antitransformada de Hilbert depende en gran medida de la correcta elección de los mismos. Una mala elección puede modificar levemente el valor de la frecuencia media y los anchos de pulso.

Otro importante punto de mejora viene dado por la identificación de los niveles de potencia. La elección de estos en base a los histogramas de potencia requiere de la interpretación de los mismos por un experto. Adicionalmente, el hecho de tener que designar bandas de valor (en nuestro caso de 100W de amplitud) hace perder precisión a la hora de estimar los niveles e indirectamente la energía consumida.

4. Caracterización de consumos eléctricos a micro escala

4.1. Introducción

En el punto anterior se ha visto la posibilidad de utilizar alguna de las herramientas mostradas en la tesis para lograr la desagregación de las cargas más susceptibles de utilización en políticas DR para datos muestreados a macro escala. En este punto en cambio se llevará a cabo una desagregación más específica de curvas de carga basadas en el análisis de las formas de onda a micro escala. Debido a que algunos consumos tienen por su naturaleza una evolución temporal, es preciso también tener en cuenta dicha evolución a macro escala, combinando parámetros de este tipo, como pueden ser la potencia o el desfase entre tensión e intensidad (representado como factor de potencia),

con valores específicos extraídos de un muestreo de la carga en micro escala. El estudio por tanto combina macro y micro escala, y parte de lo que exponemos en este punto queda reflejado en la siguiente publicación (Ortiz et al. 2016) que se encuentra en proceso de publicación. Mediante la desagregación a micro escala es posible obtener los parámetros que definen la curva a macro escala de modo más preciso. Ya que una vez desagregada la carga, la obtención de los parámetros macro de nivel de potencia (P), frecuencia de ciclado de las cargas que lo tienen (f) y ancho de pulso (W) es mucho más sencilla. El esquema general del proceso puede verse en la siguiente figura:

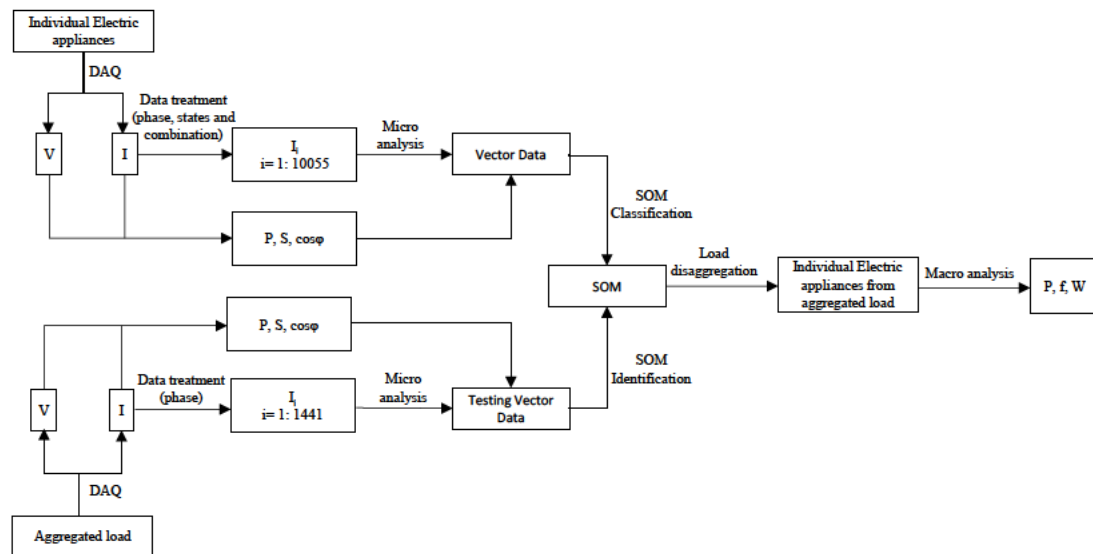


Figura VI.60. Esquema del proceso de clasificación e identificación de cargas domésticas utilizando análisis en micro escala con algunos parámetros de macro escala. Fuente (Ortiz et al. 2016) En proceso de publicación.

En los siguientes subpuntos se explica más detalladamente el proceso.

4.2. Fuente de datos utilizada

4.2.1. Adquisición de datos

Con el fin de que la medición se hiciera con la menor perturbación posible se optó por utilizar una tarjeta de adquisición de datos en combinación con un transformador de corriente de clase 0.5. La tarjeta de adquisición utilizada fue la National Instruments™ USB-6009 tomando los canales de tensión e intensidad mediante una aplicación programada en Labview™.

La medición de los canales de entrada se realizó en modo diferencial para utilizar la máxima resolución de 14 Bits. Además, se utilizó una resistencia de 1 ohmio ajustando

el rango de entrada en modo diferencial a la escala más cercana de la tarjeta tras aplicar la relación de transformación (5/15, 15/5 o 50/5) del transformador de corriente. Esto se hizo con el fin de obtener la mayor resolución posible de medida sin superar la máxima potencia del transformador (10VA). En la práctica eso supone limitar la tensión del canal analógico de entrada en valor de pico a no más de unos 3V. Valor que en función de la magnitud de la corriente a medir se ajusta en el software de la tarjeta. Por ejemplo, una señal de no más de 10 A de pico si el transformador se regula a 50/5 daría una corriente de no más de 1 A en el secundario, optando por utilizarse el rango ± 1 V para obtener los datos con la mayor resolución posible.

Tabla VI.24. Características de la tarjeta NI USB-6009 utilizada.

Característica	NI USB-6009
Resolución	14 Bits modo diferencial 13 Bits modo simple
Máximo muestreo (en el caso de múltiples canales agregado)	48KHz
Configuración digital Input/Output	Cada canal programable de forma individual
Rango de entrada de voltios en modo diferencial	± 20 V ² , ± 10 V, ± 5 V, ± 4 V, ± 2.5 V, ± 2 V, ± 1.25 V, ± 1 V

El software desarrollado en Labview™ se ajustó para que hubiera siete ciclos (0.14s) medidos cada minuto con el fin de obtener no sólo su caracterización puntual (micro) sino su evolución a lo largo del tiempo (macro). De ese modo el análisis combina en parte una caracterización en micro y macro escala de los consumos como se dijo anteriormente.

4.2.2. Cargas consideradas

Las cargas analizadas corresponden a varios receptores habituales en un hogar. En la tabla siguiente pueden verse los consumos considerados y su etiqueta.

Tabla VI.25. Características de las cargas utilizadas.

Carga	Descripción	P(W)
TV	Televisión 40" LCD	100 (on), 1.5 (standby)
T	Termo eléctrico 100 litros	(1100-1600)
F	Frigorífico	(45-165)
WM	Lavadora	(50-2090)
WD	Secadora	(10, 1900)
Fl	Fluorescente con balasto magnético	~116
H	Luz halógena	~40

Aunque en principio pueda parecer un número pequeño de cargas, los diferentes estados de funcionamiento de las mismas y posibles combinaciones puede elevar a cientos de millares el número de señales a analizar. El número de cargas se limitó a siete en bloques

de cuatro conectadas a la vez con ese fin. No obstante, y aunque en un futuro se expandirá el número de cargas a analizar es suficiente para probar la utilidad de la herramienta.

4.2.3. Tratamiento de los datos previo

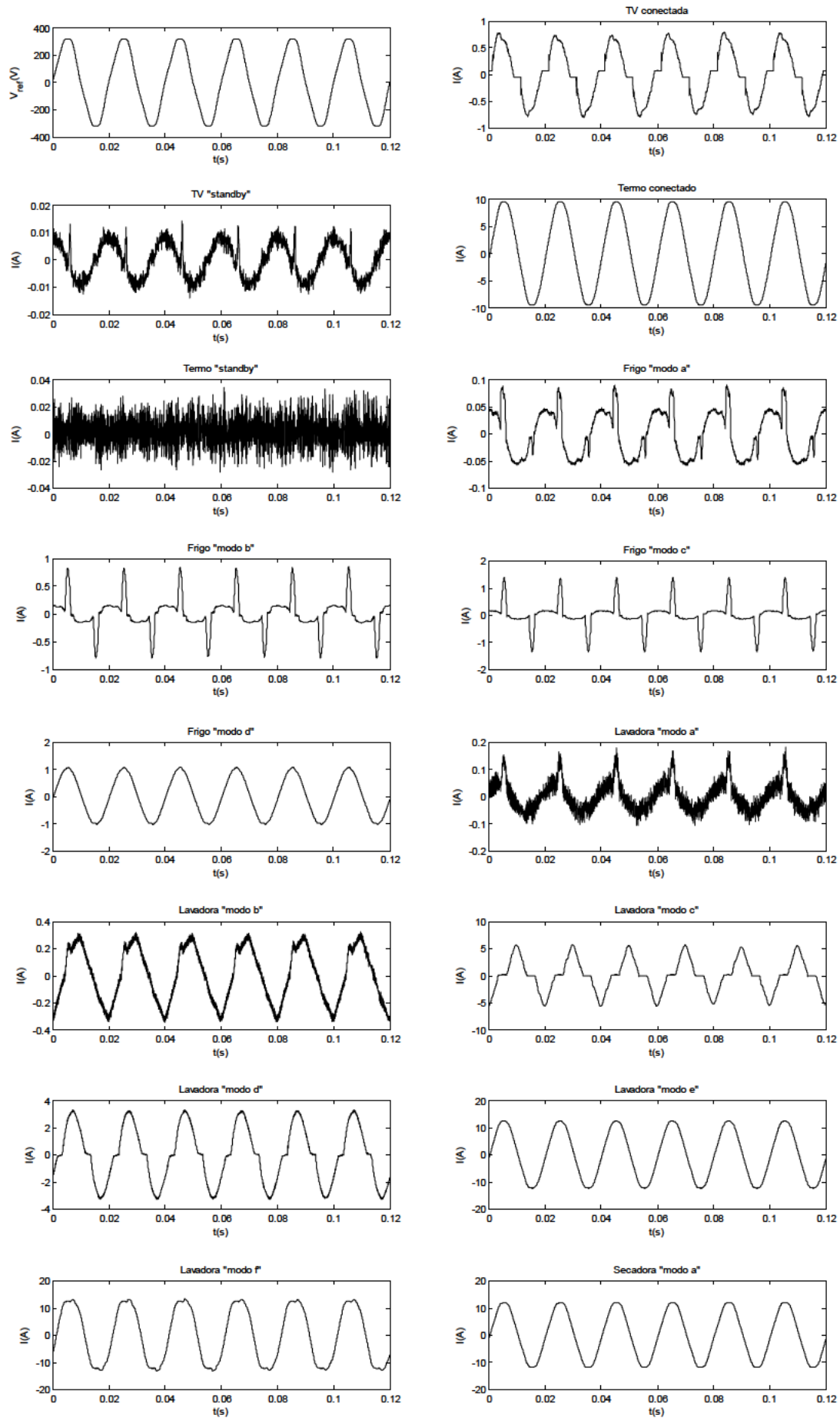
Debido a que llevar a cabo la medición de todas las combinaciones de carga para todos los estados posibles de estas conllevaría cientos de miles de mediciones, se llevó a cabo la medida de forma individualizada de las cargas con el fin de sumarlas analíticamente. Esto conlleva un pequeño problema al no ser posible agregar directamente la carga a partir de los datos empíricos, ya que las ondas no tienen la misma tensión en cada instante muestreado. Dicho de otro modo, para poder sumar formas de onda (corriente) medidas en distintos instantes temporales es necesario referenciarlas a una misma tensión. Para llevar a cabo esto, se consideró una tensión de referencia para cada minuto de las 24h, en su caso la tensión del termo eléctrico, corrigiéndose la fase a cero y ajustándose para cada minuto el instante temporal de todas las mediciones a esa tensión de referencia.

Por ejemplo, si el estado de una determinada carga en un determinado instante tiene una corriente con fase inicial de 37.3° y el canal de tensión una fase inicial de 15° , se ajusta a 0° la tensión y se toma el inicio de la intensidad con esos 15° de menos, lo que en efecto equivale a tomar el canal de intensidad con desfase de 22.3° . Así mismo, se escala la tensión para que coincida con la tensión de referencia en ese determinado instante.

Esto conlleva un pequeño error no obstante, ya que la frecuencia de red puede tener leves variaciones según los días, aunque es una variación casi inapreciable en los siete ciclos medidos y a que normalmente por las caídas de tensión en los circuitos no todos se van a encontrar al mismo valor de tensión y a que esta, asimismo, cambia en módulo debido a la naturaleza de la red. De todos modos igualmente no es algo que afecte a la aplicabilidad de la herramienta.

El proceso de corrección de fase hace perder una parte del ciclo por lo que finalmente los datos considerados corresponden a seis ciclos de la componente fundamental de 50Hz.

En la siguiente figura se pueden ver diversas formas de onda para varios de los modos de funcionamiento de las cargas una vez ajustadas para que su tensión sea una onda senoidal de desfase 0° .



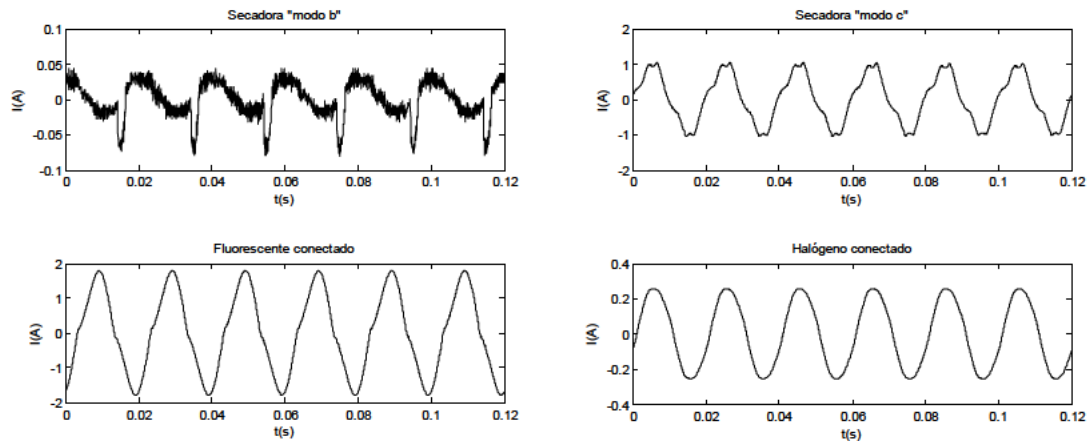


Figura VI.61. Formas de onda de corriente de las cargas consideradas para varios modos de funcionamiento.

4.2.4. Determinación de los diferentes modos de funcionamiento

Como se aprecia en la figura VI.61 la intensidad de una determinada carga puede tener una forma de onda totalmente diferente según sus estados de funcionamiento. Por ejemplo, la lavadora tendrá un comportamiento muy diferente cuando calienta el agua o centrifuga, debido al diferente elemento principal que está actuando: resistencia o variador de frecuencia del motor del tambor. Definir por tanto las curvas características de estos modos de funcionamiento es importante para obtener la base de datos que nos permita clasificar las diferentes firmas de carga y sus combinaciones. Este aspecto es crítico, ya que escoger pocos valores dejaría modos de funcionamiento sin definir, y escoger demasiados aumentaría en demasía la base de datos, incluyendo datos redundantes que podrían desvirtuar el resultado de identificación o aumentar los tiempos de computación.

Para llevar a cabo la elección de los modos es necesario estudiar la curva a macro escala de la carga. Hay cargas que tienen únicamente un modo conectado y desconectado como el TV, sólo en conexión como las luminarias y otros que claramente varían su consumo en varios instantes como la lavadora. Para ver un ejemplo de estos modos de consumo la figura VI.62 muestra los niveles que se consideró para las tres cargas que más variaciones tienen: frigorífico, lavadora y secadora, basándose en la evolución de la curva de carga a macro escala (potencia).

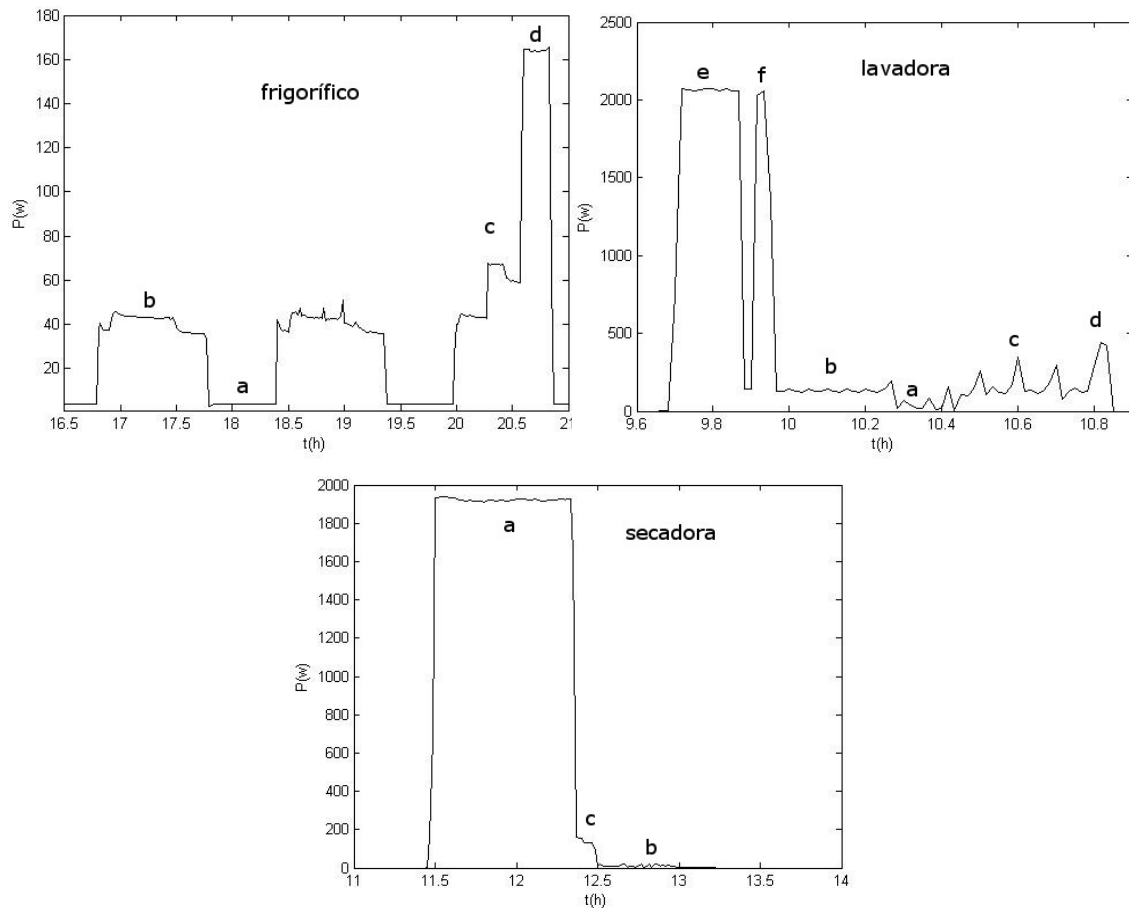


Figura VI.62. Modos de funcionamiento para tres de las cargas que varían su firma de carga a lo largo del tiempo.

La base de datos utilizada para clasificar las cargas parte de esta definición. Concretamente, para cada uno de los modos de funcionamiento se consideró cinco señales a micro escala, es decir cinco vectores con una duración de muestreo de 0.12s (6 ciclos). En la tabla siguiente se indica el número de modos de funcionamiento para las cargas consideradas.

Tabla VI.26. Número de estados considerados para cada carga. La forma de onda de las mismas puede considerarse en la figura VI.60.

Carga	TV	T	F	L	S	FI	H
Número de modos de funcionamiento	2	2	4	6	3	1	1

Una vez definida la base experimental se lleva a cabo una combinación de las señales con 5 señales base para cada uno de los 19 modos y 5 señales por cada combinación. Para limitar el número de vectores totales se consideraron combinaciones de hasta 4 cargas a la vez para todos los modos de funcionamiento, lo que eleva el número de señales hasta las 10055 a partir de los 95 vectores empíricos iniciales (5x19 modos). Este grupo de

datos constituye la base de datos a utilizar para obtener el mapa SOM de clasificación, mapa que posteriormente permitirá la identificación de las cargas agregadas.

La siguiente figura muestra varias combinaciones de carga obtenidas mediante la suma de las ondas base:

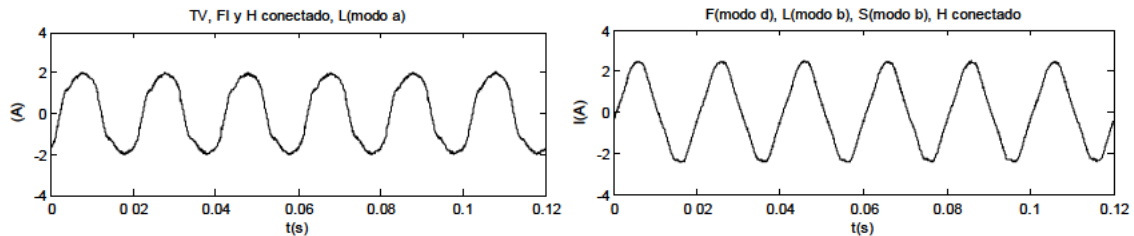


Figura VI.63. Ejemplo de varias combinaciones de carga obtenidas de forma analítica tras sumar los vectores ajustados mediante la tensión de referencia.

En el caso de los vectores destinados a identificación, se muestreó de nuevo durante 24h las cargas de forma individual cada minuto, para posteriormente llevar a cabo su agregación. La base de datos de clasificación por tanto no comparte mediciones con la base de clasificación. En la siguiente figura pueden verse los tiempos en los que estuvieron activas las cargas bajo estudio y su consumo a nivel macro.

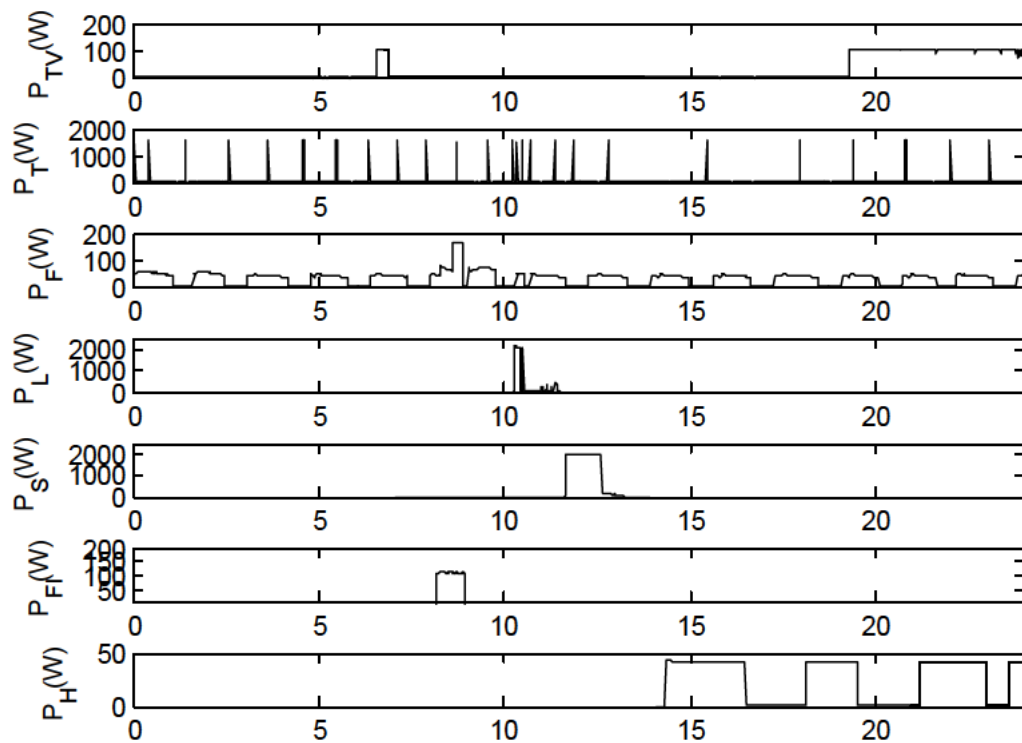


Figura VI.64. Distribución a macro escala de las cargas individuales que se utilizarán para identificación.

4.3. Análisis datos

Como se puede observar en la figura VI.61, las formas de onda son fundamentalmente estacionarias para los pocos ciclos muestreados. Es importante precisar aquí que existe la posibilidad de que algunos muestreos incluyan cambios de modo de funcionamiento y por tanto transitorios. Realizar un estudio de los transitorios de conexión o cambio de modo de funcionamiento podría ser una vía de identificación de las cargas, pero requiere la monitorización de todos los instantes y el análisis de los mismos. Esta podría ser una vía futura de investigación a tener en cuenta, pero que requeriría un planteamiento diferente a la hora de definir los patrones característicos y un muestreo a tiempo real de todos los instantes. Sin embargo, el número de segundos que se encuentran las cargas en transitorio respecto de régimen estacionario es pequeño, lo que hace que estos vectores sean muy pocos dentro de los 1441 que constituyen el muestreo del día y desvirtúen muy levemente el resultado en su conjunto. En los siguientes subpuntos se verá cómo se lleva a cabo la extracción de parámetros que definan la firma de carga.

4.3.1. Descomposición en IMFs

El primer paso consiste en descomponer en IMFs cada uno de los vectores ya sean de la base de datos de clasificación o de identificación. En la siguiente figura se observa la descomposición de una combinación de TV, F (modo d), L (modo d) y H.

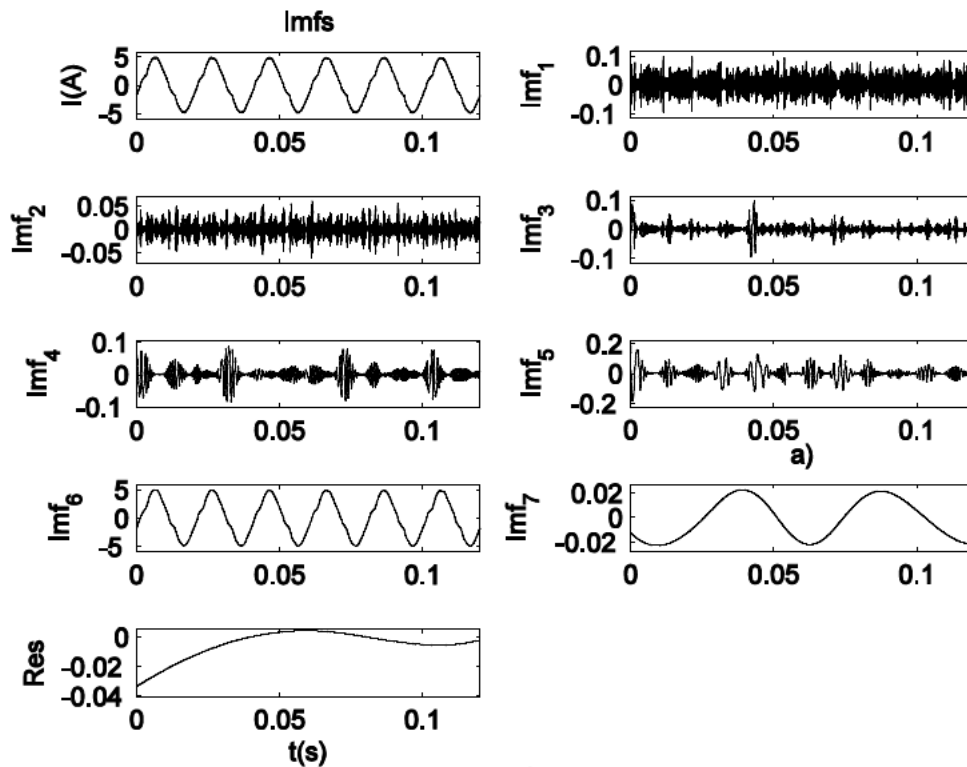


Figura VI.65. EMD de una combinación de cargas: TV, F (modo d), L (modo d) y H.

Para esta descomposición y dentro del proceso de mejora se implementó lo indicado por (Rato et al. 2008), mediante la mejora de la detección de los extremos de las envolventes mediante interpolación parabólica y la extrapolación de los extremos fuera del tiempo de muestreo.

4.3.2. Análisis con el espectro de Hilbert (HSA) y compresión de los datos

De la observación de la figura VI.65 se puede extraer que EMD no separó los tonos presentes en IMF 6. De modo general, se hace preciso aplicar demodulación antes de obtener el HSA. Para ello, se analizó la frecuencia instantánea llevando a cabo la demodulación únicamente a las IMFs que tuvieran una frecuencia media instantánea mayor a cero (fundamentalmente ruido) y que tuvieran al menos 3 pasos por cero (valor necesario mínimo para poder llevar a cabo el proceso de demodulación al basarse en el cálculo de los extremos como se vio en el anterior capítulo).

Las IMFs categorizadas como ruido no son tenidas en cuenta para el HSA, mientras que las categorizadas como residuo son utilizadas, pero sin demodular.

En la siguiente figura puede observarse la demodulación en amplitud y frecuencia para la descomposición de la figura VI.65. Nótese el carácter oscilante de la amplitud en la demodulación. Normalmente los puntos extremos en la frecuencia corresponden a puntos de bajo valor de amplitud, por lo que no aportan energía al HSA.

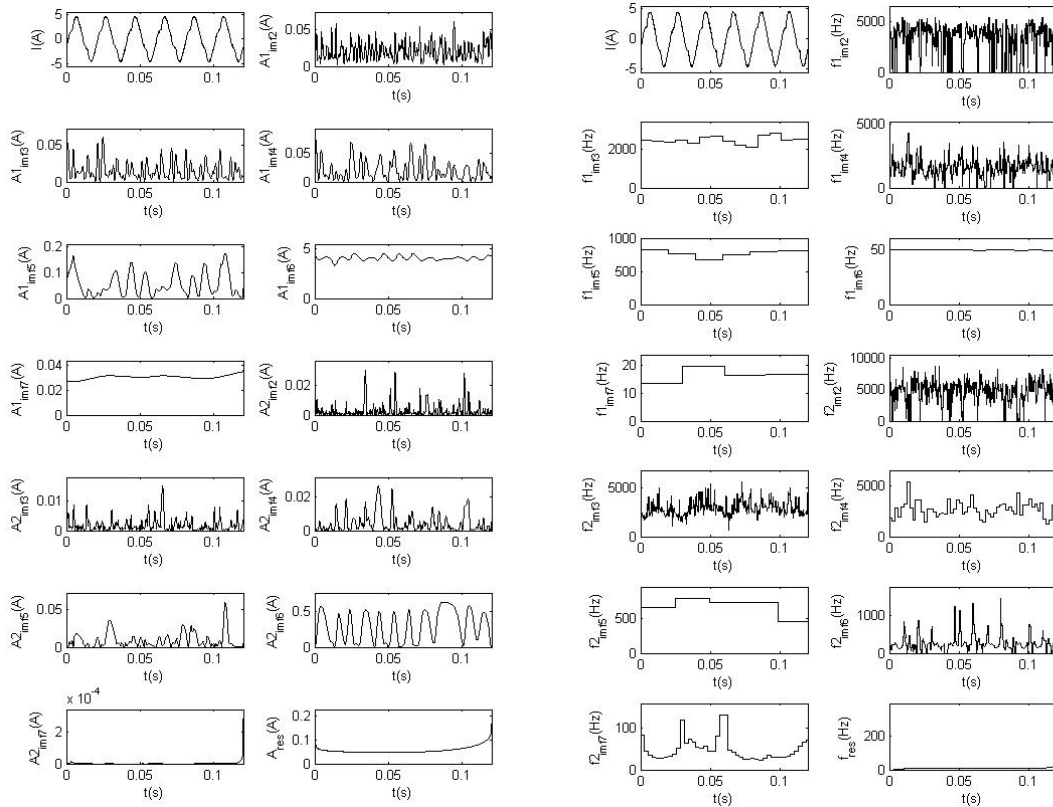


Figura VI.66. Valores de amplitud y frecuencia obtenidos a partir de la demodulación de las IMFs 2:7 y el residuo. La IMF 1 fue categorizada como ruido y por tanto no es tomada en cuenta.

Una vez definidos esos valores se puede llevar a cabo la representación del HSA. En el caso de la señal ejemplo tomada, se puede ver en la siguiente figura. Los valores se han representado en dB para poder visualizarse mejor las componentes. No obstante es en baja frecuencia donde se acumula la mayor parte de la energía.

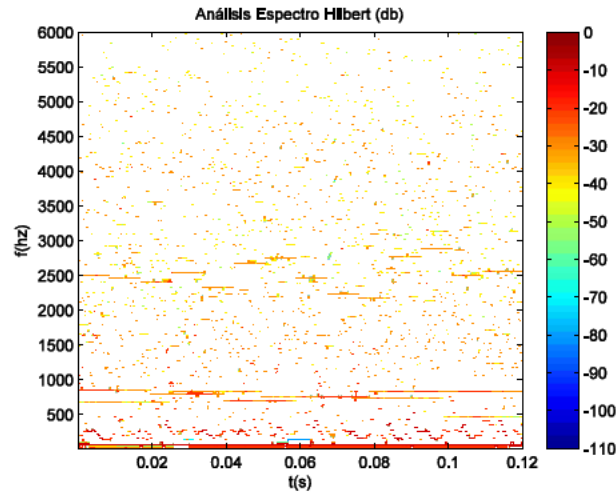


Figura VI.67. Representación en escala logarítmica (dB) del HSA de la señal descompuesta por EMD en la figura VI.65.

Apreciándose el segundo tono de la IMF6 que no fue extraído directamente por EMD entre 100 y 300Hz. No obstante, el volumen de datos que presenta el HSA es inviable para ser utilizado directamente en la red neuronal (400x2880), por lo que una posterior compresión de los mismos es necesaria.

Debido a que el tipo de señales estudiadas no va a tener componentes importantes en amplitud para frecuencias altas, se optó por agrupar el HSA en las siguientes bandas: [0, 100, 200, 300, 400, 500, 600, $f_s/2$] Hz en vez de utilizar una escala diádica, mediante una compresión de datos integrando por bandas el valor de energía.

$$(VI.4) E_i = \int_{f_{i1}}^{f_{i2}} \int_{t=0}^{t=0.12} E(f, t) df dt$$

Con $E(f, t) = A_{imf}(f, t)^2$

Por ejemplo, para el caso bajo estudio las bandas de energía darían los siguientes valores:

Tabla VI.27. Valor de vector de carga TV, F (modo d), L (modo d) y H. Corresponde al mostrado en la figura VI.65.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7
E(A ² s)	1,96433467	0,00658363	0,00640319	0,00088104	0,00025054	0,00011162	0,00076783

4.3.3. Otros parámetros

Adicionalmente también se tuvieron en cuenta otros factores adicionales. En referencia a la energía se consideraron: la energía total de la señal sin descomponer (E_t), la suma de energía de las IMFs (E_c) y el ratio entre la primera IMF (normalmente ruido) y la energía

total (E_1/E_t). También se utilizó la potencia media instantánea en los 6 ciclos analizados (P), el desfase entre tensión e intensidad, expresado como factor de potencia (fdp) y la potencia aparente calculada como $P/\cos\phi$ (S).

El vector final de datos toma la siguiente forma mostrada en la tabla.

Tabla VI.28. Vector de datos considerado sin normalizar para entrada a SOM para el ejemplo indicado en la figura VI.65.

	Valor
E1	1,96433467
E2	0,00658363
E3	0,00640319
E4	0,00088104
E5	0,00025054
E6	0,00011162
E7	0,00076783
Et	1,00161989
Ec	1,97933252
%E1/Et	0,00013372
P	596,828646
fdp	0,98540213
S	605,670138

Previamente a ser introducido a la red neuronal los valores son normalizados respecto al máximo de cada fila para la base de datos de clasificación. Nótese que los valores de normalización son asignados por el mapa de clasificación y tomados como base también para los vectores de datos agregados utilizados para la identificación.

4.4. Clasificación

Dentro de la clasificación realizada mediante SOM no nos resulta interesante tanto el número de agrupaciones distintas obtenidas, sino los valores de los vectores y sus etiquetas. Como entrada al mapa se utilizaron 10055 vectores tales como el indicado en la tabla VI.28 correspondientes a combinaciones de modos de funcionamiento para hasta 4 cargas conectadas a la vez. El mapa se realizó con un tamaño de 100x100 celdas con iniciación aleatoria, algoritmo burbuja, entrenamiento secuencial con 2000 iteraciones en un primer paso y 2000 en el segundo. Resulta inviable la visualización de un mapa tan grande por lo que se muestra únicamente una representación ampliada donde se pueden ver algunas de las etiquetas dispuestas en las celdas a modo de ejemplo.

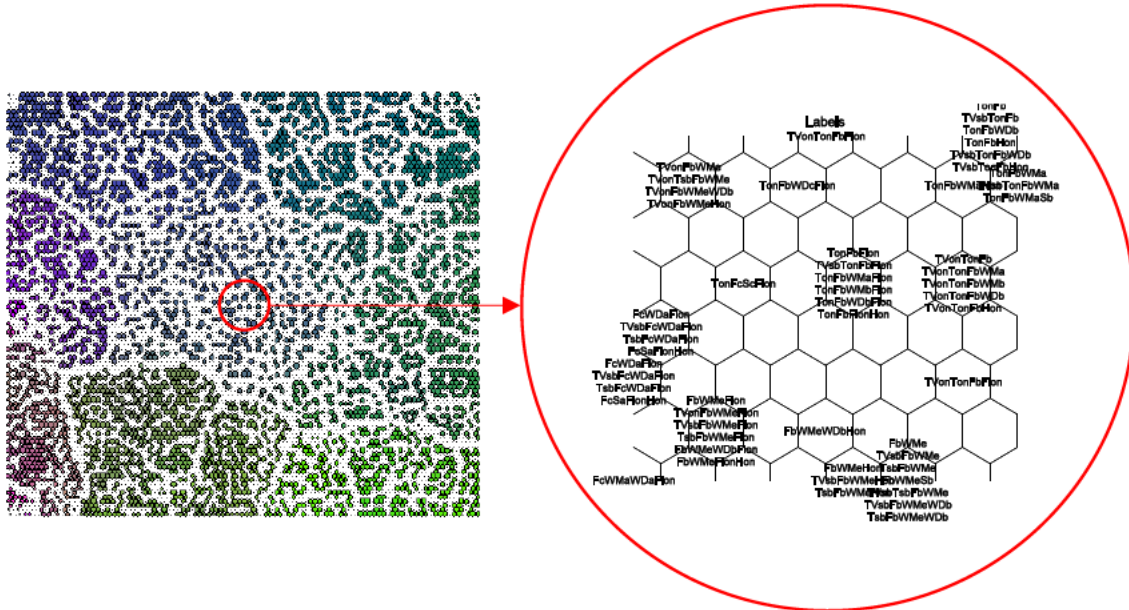


Figura VI.68. Mapa de clasificación. A la izquierda se puede ver una representación codificada en colores y a la izquierda una ampliación de las celdas centrales donde puede verse algunas etiquetas. Fuente (Ortiz et al. 2016) En proceso de publicación.

4.5. Identificación y desagregación

El proceso se lleva a cabo mediante la comparación de los vectores de datos de la base de datos agregada de 24h expuesta en la figura VI.64. La instrucción de la SOM Toolbox `som_bmus.m` (CIS 2005) proporciona aquellas celdas que se parecen más al vector a identificar. Las posibilidades son tres tras la identificación: a) no hay etiqueta, b) sólo hay una etiqueta o c) hay varias etiquetas. El modo a proceder tras ello es el siguiente:

- a) Si no hay etiqueta en la celda escogida indica que no ha habido una identificación certera. Normalmente esto se produce por haber elegido pocos valores de modo de funcionamiento (base de datos incompleta), tener un bajo valor de carga o incluso a que el vector a identificar forma parte de un transitorio. El modo actuar en cualquier caso, es el de considerar la siguiente celda indicada por `som_bmus.m` como más parecida y proceder como en b) o c) según sea el caso.
- b) Si hay un solo vector, se toma como valor de carga la asociada a las señales individuales que constituyen la etiqueta. Por ejemplo, si la etiqueta ganadora es `TVonFdFl` indicará que la carga contiene TV, F (modo d) y Fl y el valor de potencia individual de cada una de ellas será la carga individual de las mismas que está registrada en la base de datos. Por ello es importante definir

correctamente las señales base ya que si hubiera un modo no definido es imposible su identificación precisa.

- c) Si hay varias etiquetas, entonces se desagregan individualmente como si sólo hubiera un vector en celda y en el caso de que haya cargas coincidentes se obtiene el valor medio. Hay que tener en cuenta que lo normal es que si hay un error aquí será de cargas con pequeño peso. Por ejemplo, si en una celda aparece Tv**sb**FcLa y FcLa se tomará como que hay una Tv**sb**, la media de las dos Fc y la media de las dos La.

Para el día utilizado para comprobar la herramienta se representa tanto la combinación de cargas como su valor desagregado en las siguientes figuras.

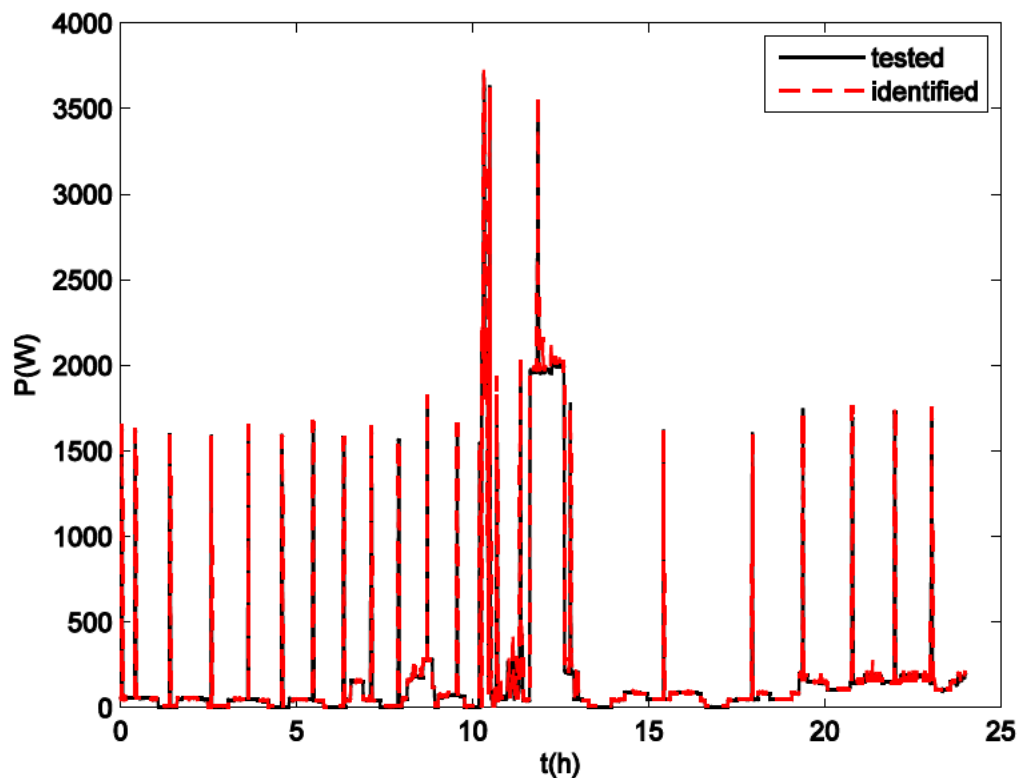


Figura VI.69. Comparación entre los valores de carga agregados reales (negro) e identificados (rojo). Fuente (Ortiz et al. 2016) En proceso de publicación.

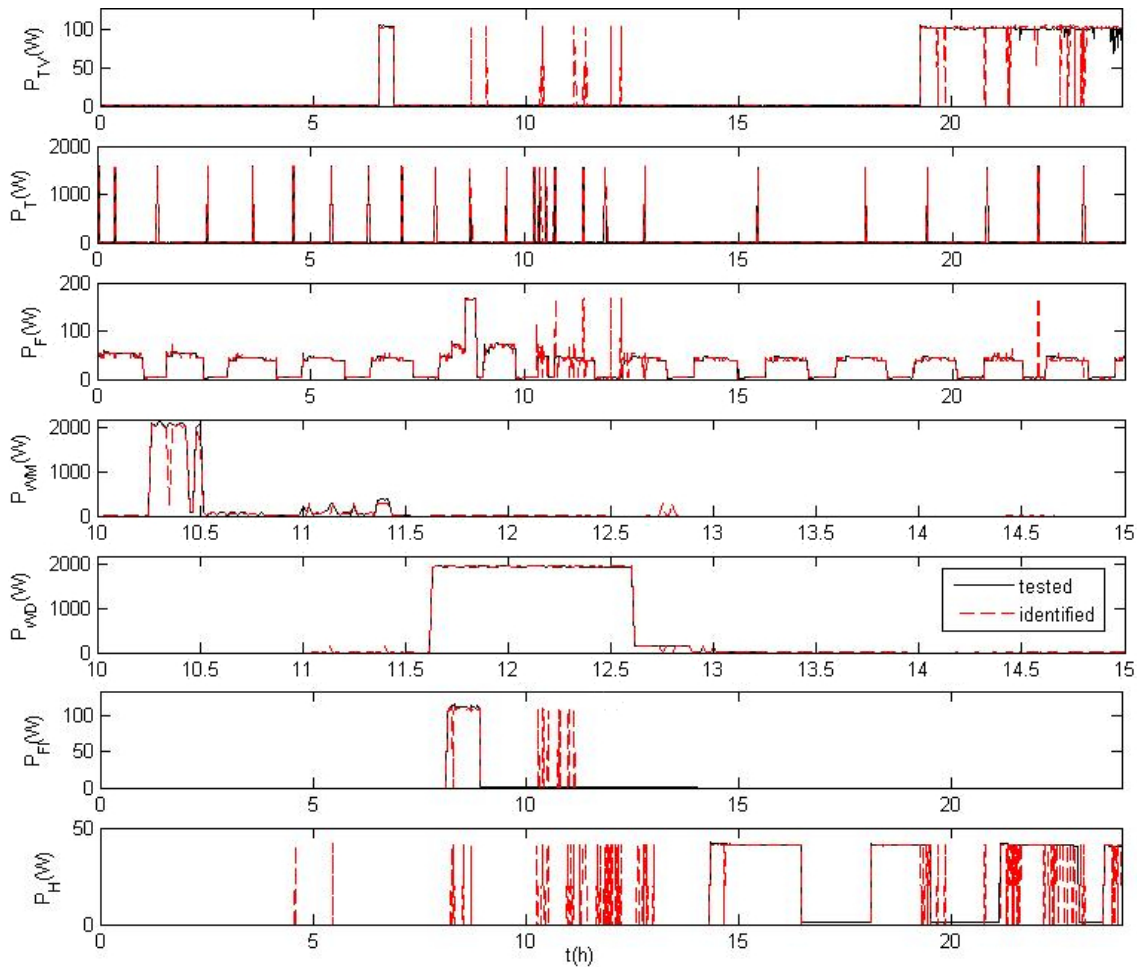


Figura VI.70. Desagregación de las diferentes cargas durante las 24h analizadas.

Como se observa, los mayores errores aparecen para la carga de alumbrado halógena debido a su escaso contenido en frecuencia y baja potencia, lo que la hace especialmente difícil de detectar, también aparecen algunos minutos erróneos para la televisión, el frigorífico y los tubos fluorescentes derivados de su bajo peso respecto de otras cargas en conexión y que hace que en algunos casos haya varias etiquetas asignadas a la celda ganadora.

Para mejorar el resultado basta con hacer un filtro para evitar errores puntuales. El filtro es sencillo y se realiza mediante la evaluación de los minutos contiguos a cada minuto bajo análisis. Si estos tienen valores iguales entre sí y diferentes al punto bajo análisis con una tolerancia del 10% el punto es interpolado. De ese modo se consigue eliminar errores puntuales, normalmente causados debido a la identificación puntual de una carga por tener varias etiquetas en una celda. El filtro se pasó a todos los vectores salvo al termo ya que por su naturaleza y día de uso (bastante caluroso) puede tener tiempos de conexión en ocasiones de un minuto, obteniéndose la siguiente desagregación con un menor error:

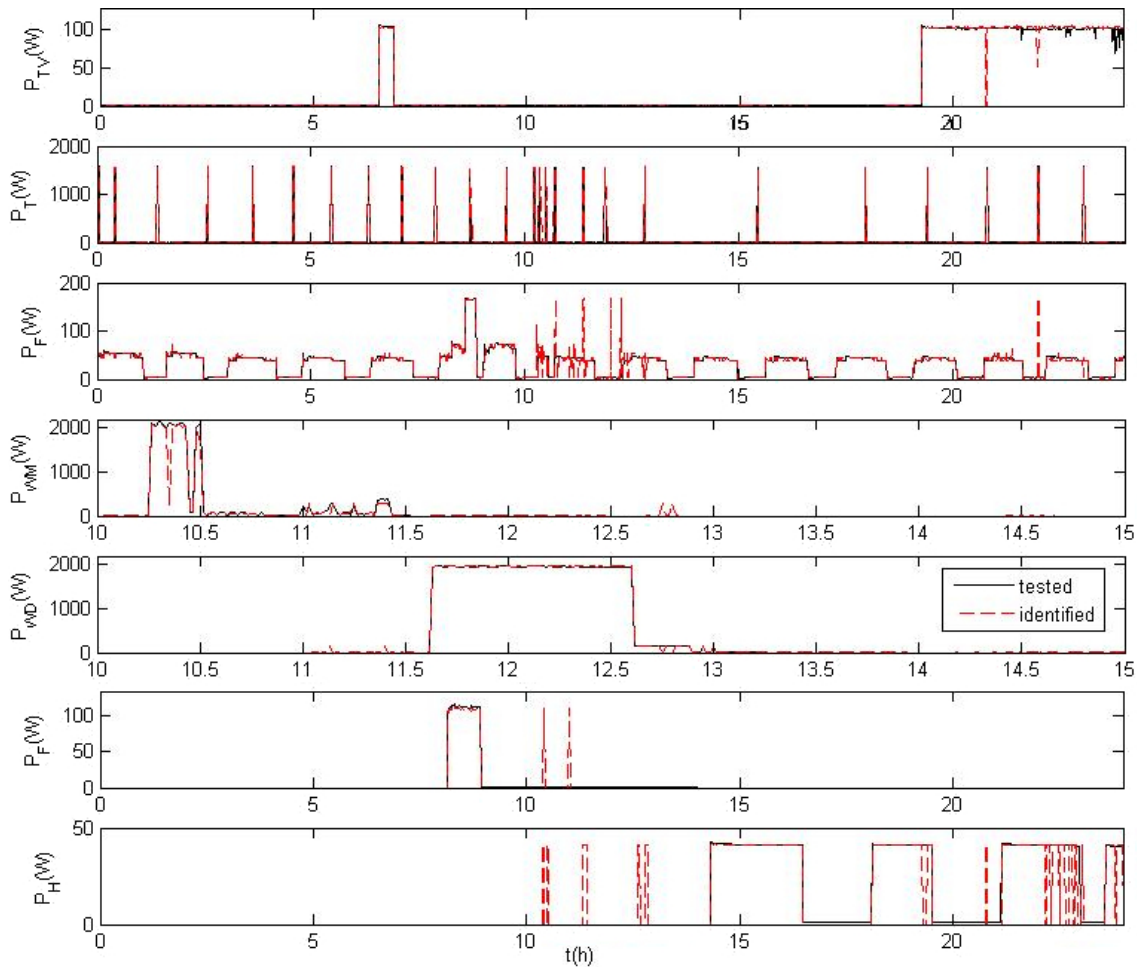


Figura VI.71. Desagregación de la carga tras pasar el filtro de minutos anómalos.

Como se observa, el error disminuye y sólo el halógeno tiene errores de importancia. En la siguiente tabla puede observarse el error expresado en % en base a la diferencia de energía identificada respecto de la realmente gastada por cada carga individualmente.

Tabla VI.29. Error en la desagregación expresado en % de energía.

Carga	TV	T	F	WM	WD	FI	H
E(Wh) tested	516.7	1068.5	760.7	532.6	1975.2	93.06	246.4
E(Wh) identified	521.3	1101.4	763.5	544.8	2008.2	92.5	234.9
Error	+0.87 %	+3.07%	+0.37%	+2.29%	+1.67%	-0.65%	-3.4%

4.6. Extracción de parámetros a macro escala

Una de las ventajas adicionales de realizar la identificación de la carga mediante los datos a micro escala es que permite la extracción de los parámetros a macro escala de forma sencilla, especialmente en el caso de la potencia al encontrarse la carga desagregada. Por ejemplo, una vez desagregada la curva del termo. Obtener sus valores P , f y W , puede hacerse con una variación de lo indicado en el punto VI.3:

- P: no es necesario llevar a cabo un estudio mediante histograma, aunque también sería válido. P puede ser definida en función del tiempo como el valor medio de las envolventes de la onda.
- f: se obtiene del mismo modo que en VI.3 como el promedio de la frecuencia instantánea. A modo de mejora en vez de utilizar ventanas estáticas para el cálculo de la media se pueden utilizar ventanas móviles lo que provoca un alisado de la forma de onda ya que el tiempo de integración puede tomarse en base a la distancia entre extremos.
- W: se computa de igual modo que en VI.3, pero con las ventanas definidas para f como el coeficiente mínimo de ACF.

La siguiente figura muestra gráficamente los valores P, f y W del termo en función del tiempo.

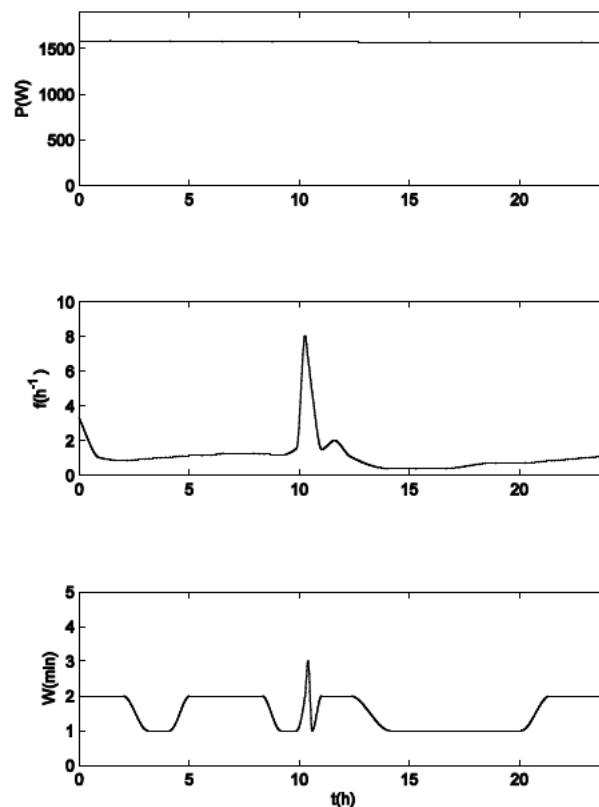


Figura VI.72. Características de firma de carga a macro escala del termo.

4.7. Conclusiones

Mediante el presente estudio se ha demostrado la capacidad de la herramienta para desagregar cargas individuales a partir de los datos muestreados a micro escala de

diferentes consumos eléctricos y en distintos modos de funcionamiento. La herramienta funciona en su parte de identificación de forma autónoma y los resultados han sido especialmente buenos, sobre todo para las cargas con mayor contenido en frecuencia o potencia. Asimismo, la herramienta permite mejorar la obtención de parámetros que definen el comportamiento del consumo a macro escala de forma más precisa que con sólo el estudio a macro escala.

Como desventaja está la necesidad de tener una gran base de datos con un alto número de combinaciones de cargas y en la que se hayan elegido adecuadamente los diferentes modos de funcionamiento de las mismas. Esto hace que su aplicación en un caso doméstico con un mayor número de cargas (microondas, horno, vitrocerámica, lavavajillas, pequeño aparato eléctrico) y modos de funcionamiento o combinaciones de carga (alumbrado de diferentes habitaciones y sus consumos) requiera de un volumen de proceso en tamaño y tiempo realmente grande. En el caso de la base de datos probada con 10055 datos, los vectores de entrada a SOM se obtuvieron tras un tiempo de computación de más de 3 días, tardando la creación del mapa SOM de clasificación unas 3 h. No obstante el tiempo de proceso de identificación es bastante rápido. La conversión al vector de datos de un minuto de muestreo no tarda más de 30s y la identificación sobre el mapa SOM se realiza en décimas de segundo, por lo que la herramienta podría funcionar identificando las cargas entre muestreos sin problemas, lo que sería equivalente a funcionar para la identificación con un desfase de esos 30s en tiempo real. Otra desventaja es el mayor coste del equipo de adquisición de datos en comparación con un equipo que muestrea datos a macro escala.

Como mejora de la herramienta, las líneas futuras de investigación pueden basarse en la mejora del algoritmo de computación de los vectores, para lograr menores tiempos de cálculo y extender la base de datos a un mayor número de cargas y modos de funcionamiento. También un estudio de los transitorios de conexión de los aparatos podría ser otra opción a desarrollar en un futuro.

5. Predicción de carga

5.1. Introducción

La predicción de la curva de demanda eléctrica en un sistema eléctrico de potencia es de gran importancia desde el punto de vista de la optimización de costes. Una correcta predicción de la misma puede evitar sobrecostes del sistema. Esta necesidad no es nueva, sino que ya se lleva planteando desde los años 70 cuando la crisis del petróleo provocó la necesidad de un reajuste en los costes. Una forma de reducción de los mismos se puede conseguir con una adecuada previsión de la producción lo que lleva a la necesidad de aplicar herramientas matemáticas para la predicción de series de datos.

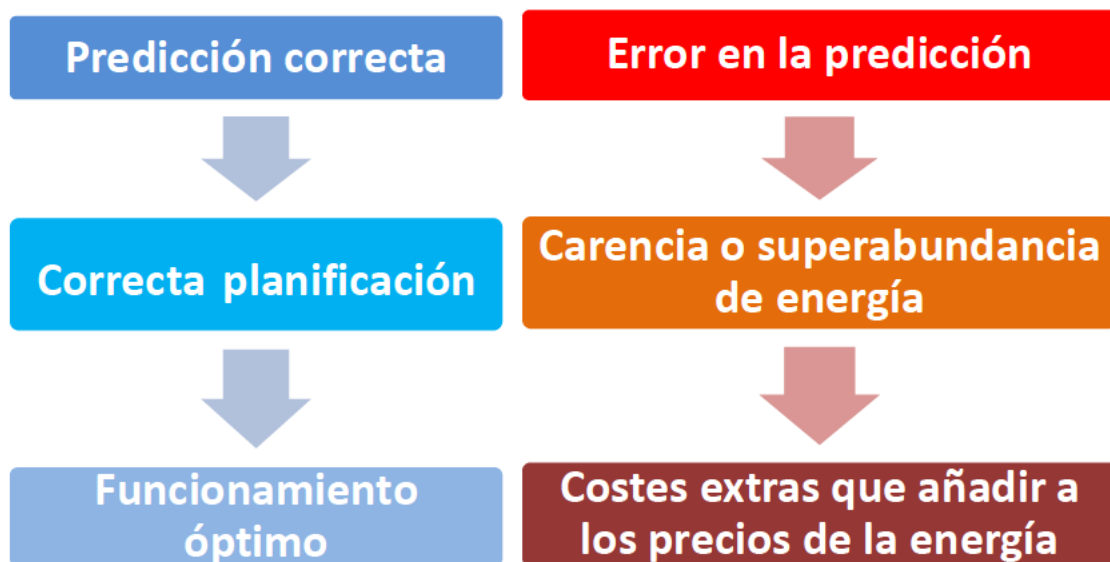


Figura VI.73. Importancia de la correcta planificación de un SEP. Mediante una predicción correcta de la demanda, se puede lograr una correcta producción del “mix” de generación para optimizar los costes.

Los horizontes de previsión pueden ser a corto, medio o largo plazo basándose tanto en estimaciones cualitativas como cuantitativas de la demanda. En el caso a tratar en este documento, el horizonte de predicción será el día siguiente a la serie de datos utilizada partiendo de históricos de curvas de demanda, temperatura y humedad. El modelo de predicción que se desarrolla es por tanto de corto plazo y basado en elementos cuantitativos.

Dentro de los modelos matemáticos más extendidos se encuentran modelos estadísticos como los de regresión lineal (Carcedo, Otero 2003), ARIMA (Haida, Muto 1994) o de descomposición (Taylor, McSharpy 2007).

La aplicación se planteó desde un principio como una posible mejora de otros métodos similares que usan la serie de datos de carga, temperatura y humedad en combinación con ANN (López et al. 2012).

Hay que tener presente que el objetivo por tanto de este punto, no es elaborar un complejo método de predicción de carga, sino identificar si EMD puede ser útil como método de descomposición para mejorar modelos de predicción ya existentes. Por ello, el trabajo realizado al respecto se basó en probar distintas configuraciones de datos para comparativamente con un modelo base conocido (curva de carga+SOM) ver si se mejoraba la precisión de predicción del mismo.

5.2. Fuente de datos utilizada

Para la investigación se utilizó como base de datos la información de consumo, temperatura media y humedad por día y hora de la zona de Nueva Inglaterra (E.E.U.U.) para los años de 2005 a 2010 inclusive. Los años 2005-2009 se emplearon para la clasificación y agrupación del mapa SOM y el 2010 para la fase de identificación y por tanto validación del modelo mediante los errores MAPE y RMSE.

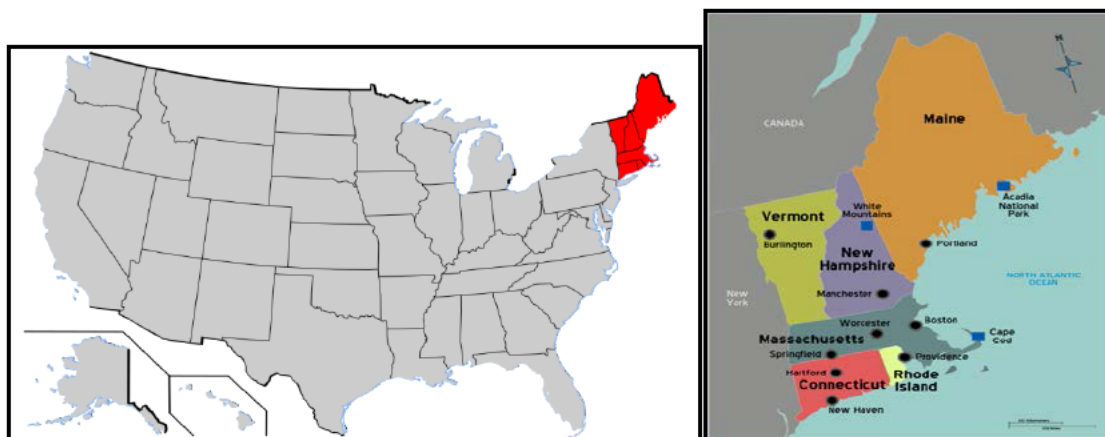


Figura VI.74. Localización geográfica de Nueva Inglaterra (E.E.U.U.) y conjunto de estados que engloba. Licencia Dominio público.

5.3. Tratamiento de datos

La utilización de EMD en el modelo de predicción se utilizó para la obtención de las IMFs de mayor frecuencia. En principio, las componentes de mayor frecuencia de la onda de potencia contienen la información a corto plazo, mientras que las componentes de menor frecuencia dan tendencias a mayor plazo (estacional).

La entrada de datos a la red neuronal SOM está compuesta de:

- Curva de potencia en periodos (diarios, semanales o mensuales)
- Primeras IMFs de la descomposición por EMD (1 o 2)
- Datos de temperatura diarios (Opcional)
- Datos de temperatura (Opcional)

Conocidos los datos de partida, se realizan una serie de pruebas para comprobar la validez de los mismos y el correcto funcionamiento de las funciones empleadas.

En el caso de la EMD se estudió el uso de 1 o 2 IMFs.

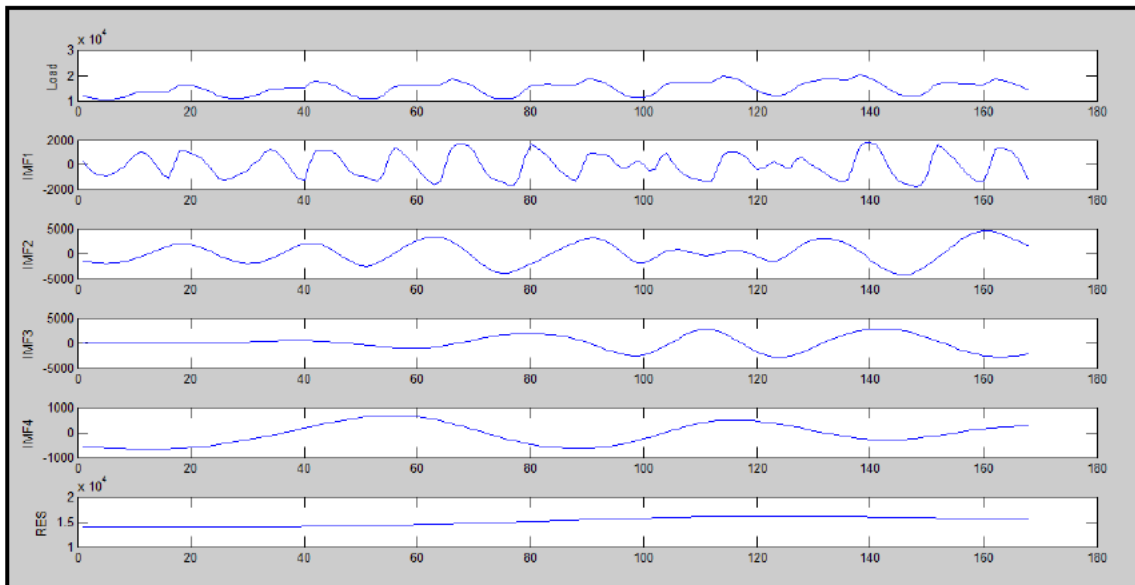


Figura V.43. Ejemplo de EMD para la curva de carga demandada en el mercado de Nueva Inglaterra (E.E.U.U.) de una semana cualquiera del periodo 2005-2009. P se mide en MW y t en horas.

En base a la descomposición, y tomando por ejemplo las dos primeras IMFs, el vector de datos de entrada quedaría formado por:

- La carga en vatios
- IMFs en vatios (modificados o no en su valor medio para que no oscilen respecto de cero)
- Datos opcionales de temperatura y/o humedad (modificados en su escala para que tengan un peso similar a los datos de potencia).

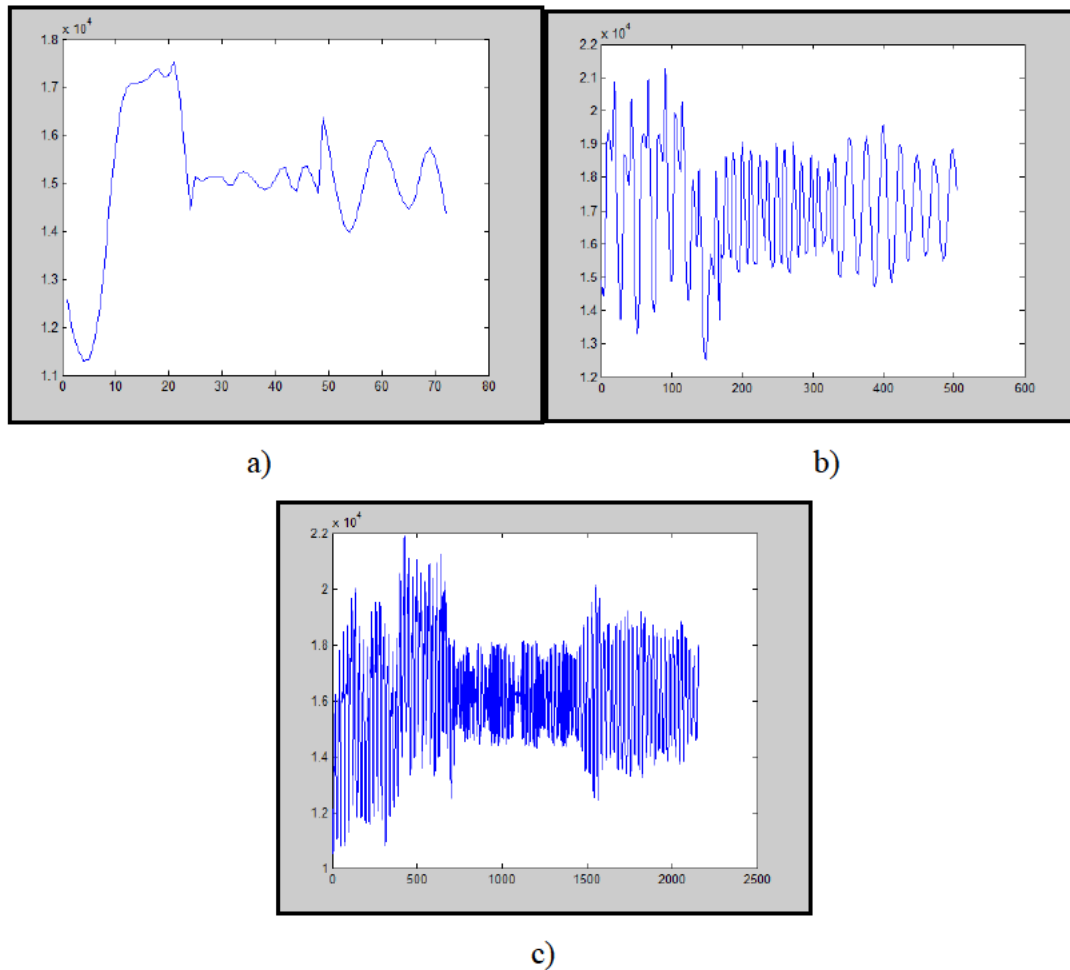


Figura V.44. Representación gráfica de un vector de datos de entrada cualquiera compuesto por la carga y las dos primeras IMFs. Las IMFs se encuentran centradas respecto al valor medio de la potencia para que tengan un peso similar a la carga. a) Día, b) Semana, c) Mes. P se mide en MW y t en horas.

Asimismo, se llevó a cabo un completo estudio del efecto de las variables y el hecho de filtrar los datos por estaciones o días de la semana. Todo ello se verá con más detalle.

5.4. Validación del modelo: errores.

Para validar el modelo de predicción es preciso establecer los errores obtenidos en la misma y compararla con los errores obtenidos en un modelo tradicional que consideramos como base en la comparación.

El objetivo de esta aplicación era demostrar que la inclusión de los datos obtenidos mediante la EMD mejoran la predicción, por lo que se tomó como modelo de predicción para la comparación uno que utilizara únicamente los datos de carga (Verdu et al. 2006). Existen otros modelos más complejos que mejoran la predicción añadiendo datos

climatológicos y diversos filtrados (López et al. 2012), labor de mejora del método que puede ser igualmente aplicada a la propuesta mediante el uso de IMFs.

Para la validación de los resultados, dos errores se tendrán en cuenta:

- Error absoluto porcentual de la media (Mean Absolute Percentage Error MAPE).
- Raíz del error cuadrático de la media (Root Mean Square Error RMSE).

5.4.1. Error absoluto porcentual de la media (MAPE)

MAPE indica la precisión de un método para calcular una serie de datos, especialmente se utiliza en la estimación de tendencias. Por lo general, se expresa como un porcentaje de precisión, y se define según la ecuación

$$(VI.5) \text{ MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Donde:

- A_t valor real
- F_t valor predicho para n datos
- n n° de datos

En nuestro caso, de forma porcentual indicaría la desviación que tiene el valor adivinado respecto del valor real. Al ser porcentual y tener que comparar días con valores medios diferentes, el MAPE a veces puede no llegar a ser totalmente significativo. Una misma desviación porcentual en un día de baja carga respecto de un día de alta carga resulta en muchos menos MW que la de un día de alta carga. Es por ello, que a parte del valor porcentual que define el MAPE, es importante calcular un valor que tenga en cuenta cuantitativamente la desviación que se produce, ese es el RMSE.

5.4.2. Raíz del error cuadrático de la media (RMSE)

RMSE es una medida de la diferencia entre los valores pronosticados y los valores efectivamente observados. Básicamente, el RMSE representa la desviación estándar de la muestra de las diferencias entre los valores predichos y los valores observados. Estas diferencias individuales se denominan residuos cuando los cálculos se realizan sobre la

muestra de datos que se utilizó para la estimación, y se denominan errores de predicción cuando se calcula fuera de la muestra.

El RMSE sirve para agregar las magnitudes de los errores en las predicciones en una sola medida. RMSE es una buena medida de la precisión, siendo su valor dependiente de la escala. Esto permite comparar errores de predicción de diferentes modelos y dar un valor cuantitativo de la predicción.

Matemáticamente se define de la siguiente forma:

$$(VI.6) \text{ RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}}$$

Siendo:

- A_t valor actual
- F_t valor predicho en el período n
- n n° de períodos

Los valores RMSE tienen unidades, este hecho debe de tenerse en cuenta a la hora de comparar con otros valores RMSE.

5.5. Variables a modificar para los datos de entrada

Se simuló distintas configuraciones de datos de entrada con el fin de intentar minimizar el error de predicción. Se optó por 6 modos de cálculo con entre 2 y 4 opciones cada uno, para un total de más 100 combinaciones posibles.

Los modos de cálculo fueron:

- Modo_tiempo: en función de que la serie de datos a tener en cuenta en SOM sea diaria (24 puntos), semanal (168 puntos) o mensual (720 puntos)
- N_IMF: número de IMFs a extraer mediante EMD. Depende de modo_tiempo ya que en series mensuales es posible obtener en algunos casos 4 IMFs significativas, pero en diarias es raro obtener más de 2. Por ello se limitó a 1 o 2 IMFs para tener un modo comparativo entre los tres modos de tiempo.

- Modo_normalización: según se escale el nivel de potencia de las IMFs a los niveles medios de la curva de carga total o no. El escalado se puede hacer en base a periodos de la curva de carga diarios o totales.
- Modo_TEMP: tiene en cuenta la temperatura horaria y el modo de escalarla.
- Modo_HUM: tiene en cuenta la humedad horaria y el modo de escalarla.
- Modo_día_estación: en función de si se lleva a cabo una segmentación de la base de datos en días de la semana, estaciones climatológicas y/o ambas.

La aplicación de los distintos modos de cálculo se puede ver resumida en la siguiente tabla:

Tabla VI.30. Posibilidades de aplicación de las variables consideradas para generar el vector de entrada.

modo_tiempo		modo_normalización		n_IMF		modo_día_estación		modo_TEMP		modo_HUM	
Valor	Descripción	Valor	Descripción	Valor	Descripción	Valor	Descripción	Valor	Descripción	Valor	Descripción
1	Periodo diario	[0 0]	No se aplica	1	Añade IMF 1	[0 0]	No se hace filtro de días ni de estación	[0 0]	No se añade Tª	[0 0]	No se añade humedad
						[0 1]	Se realiza un filtro de la estación				
2	Periodo semanal	[1 0]	Se escala IMFs a potencia media total			[1 0]	Se realiza un filtro del día de la semana	[1 0]	Se añade Tª sin escalar	[1 0]	Se añade humedad sin escalar
3	Periodo mensual	[1 1]	Se escala IMFs a potencia media de cada 24h	2	Añade IMFs 2	[1 1]	Se realiza un filtro de la estación y del día de la semana	[1 1]	Se escala Tª respecto de la potencia media		

Por ejemplo, una entrada de datos:

2	10	2	10	10	10
---	----	---	----	----	----

Correspondería a:

- 2 Entrada con vectores de datos de longitud semanal.
- 10 Escalando las IMFs en función de la potencia media de la semana.
- 2 Tomando dos IMFs adicionales a la curva de carga semanal.
- 10 Se clasifican y testean mapas independientes para cada día de la semana.
- 10 Se añade la temperatura al vector de datos sin escalar.
- 10 Se añade la humedad sin escalar.

5.6. Filtrado de datos

En herramientas de predicción es común eliminar los datos correspondientes a festivos o días anormalmente variables.

Este proceso de filtrado de días anómalos o festivos suele redundar en una mejora ostensible de los errores de predicción.

En nuestro caso, al no estar buscando simplemente los errores más bajos de predicción posibles, objetivo futuro de la herramienta, sino determinar si la utilización de EMD es o no factible y mejora el proceso de predicción, el filtrado de datos se tomó como un modo de homogeneizar la base de datos. Partiendo de esta premisa, el filtrado de datos se lleva a cabo en paralelo a la herramienta para determinar cuánto mejora el modelo si la base de datos es más o menos homogénea.

No se escogió por tanto individualmente días festivos, sino que se probó el modelo en cuatro casos:

- Eliminando los datos anómalos de 2005-2009 y los datos anómalos 2010 (ambas bases, clasificación y testeo, homogéneas)
- Eliminando los datos anómalos de 2005-2009 pero no los de 2010 (sólo base de clasificación homogénea)
- Eliminando los datos anómalos de 2010 (sólo base de testeo homogénea)
- Sin filtrar ninguna de las dos bases (ninguna base homogénea)

El criterio a seguir para el proceso de homogenización se basa en el error persistente (Aiolfi, Timmermann 2006, Abdel-Aal 2004) como elemento de filtrado. Si un día respecto del de la semana posterior tiene un MAPE superior a un determinado porcentaje es eliminado de la base de datos.

El filtrado conlleva una reducción del tamaño de la base de datos, por lo que la reducción debe hacerse teniendo en cuenta ello. Un porcentaje demasiado elevado nos proporcionaría una base muy homogénea, pero que elimine días con una variación plausible y normal, por lo que un estudio del mejor porcentaje también se llevó a cabo.

5.7. Modelo de predicción

5.7.1. Características del modelo

Debido a que el objetivo era ver si EMD puede proporcionar información relevante para la predicción, se prueban distintas variables de datos de entrada. Para cada combinación de datos se compara los resultados de error de predicción obtenido tanto entre combinaciones como respecto la combinación base que no incorpora más que la curva de demanda. Esto se hace con el fin de identificar así si una combinación de datos de entrada mejora el modelo de base que no incorpora el uso de EMD.

La curva de demanda eléctrica, ya sea en periodos diarios, semanales o mensuales se somete a EMD. Las IMFs obtenidas, opcionalmente junto con los datos de carga, y/o temperatura y/o humedad, se utilizan para generar la entrada de datos a la red neuronal.

SOM nos permite llevar a cabo en un primer momento una clasificación en el mapa mediante la agrupación de conjuntos de datos similares para los años 2005-2009, y en un segundo momento el testeo mediante la comparación con los datos 2010.

El proceso de predicción se basa en la premisa de que la serie de datos a predecir, en nuestro caso un día, viene influida por la serie de datos que la precede (día, semana o mes previos). Por ello, para el testeo se toma la serie de datos que precede al día que se busca. Por ejemplo, si se quiere obtener el día 4 de marzo de 2010, la entrada al mapa para el testeo contendrá datos relacionados con el día, semana o mes anterior, según sea la configuración de la base de datos que se esté probando. Mediante la función `som_bmus.m`, la Toolbox de Matlab™ nos dará el vector de datos o celda de datos (según se desee) más similar a la serie testada. Si por ejemplo, tomando un solo dato en la identificación y no la celda, la serie de datos identificada acaba en el día 7 de abril de 2006, se tomará como día predicho el siguiente, es decir que el día que más se asemeja al desconocido 4 de marzo de 2010 será el 8 de abril de 2006. Si por el contrario, tomamos la celda, el valor predicho será el que venga marcado por la media aritmética de todos los días posteriores a cada uno de los vectores de datos presentes en dicha celda.

Una vez hecha la predicción, hay que evaluar la precisión de ésta y el propio modelo. Para la predicción basta con obtener los errores MAPE y RMSE comparando el día obtenido mediante predicción con el día real de 2010. Para el modelo se compara el error

obtenido con el que daría el modelo sin aplicar EMD; es decir, se compara con el error de predicción que daría una combinación de datos similar, pero aportando la curva de carga sin IMFs.

Por tanto, el proceso de elección de las variables a tener en cuenta tendrá como objetivo no sólo obtener unos errores lo más bajos posibles (buena predicción) sino que sean menores que en un modelo sin IMFs. De esta manera valoraremos si la información aportada por las IMFs ayuda al proceso de predicción o resulta en una confusión para la red neuronal. El proceso es más fácilmente entendible con el diagrama de la figura VI. 75.

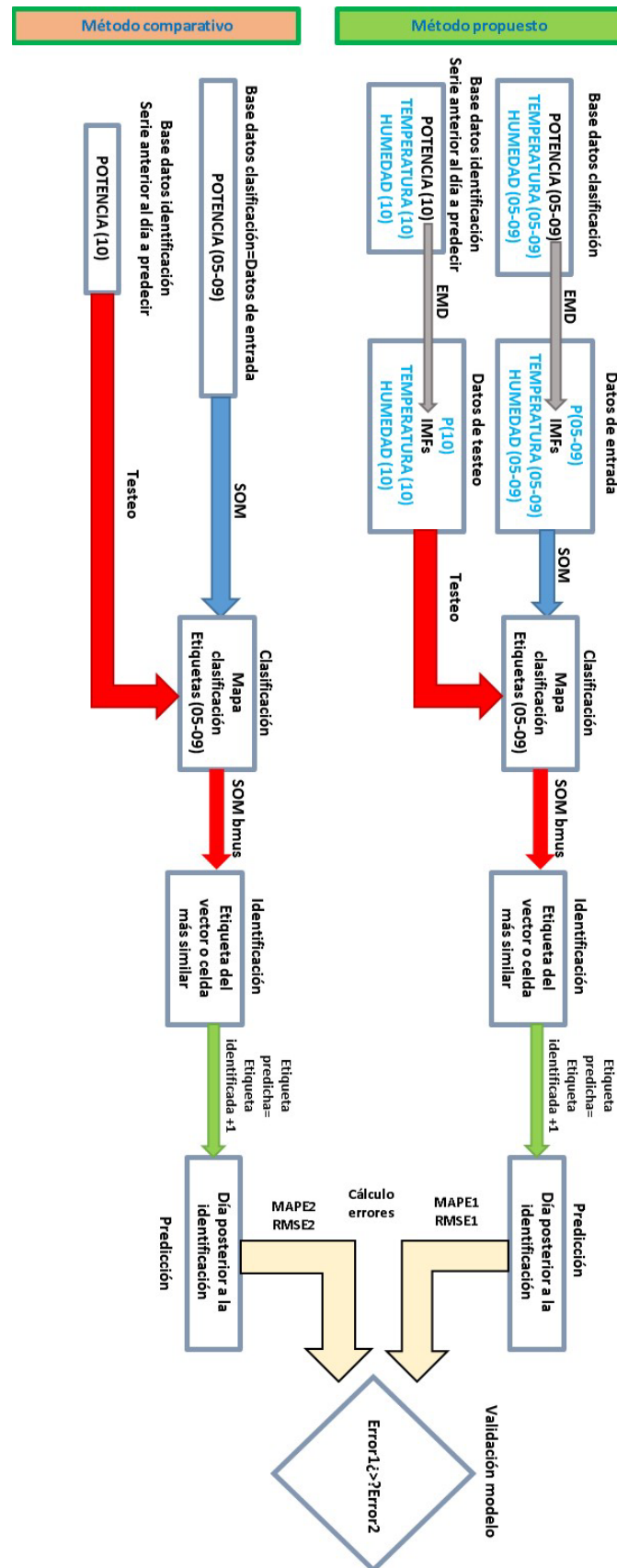


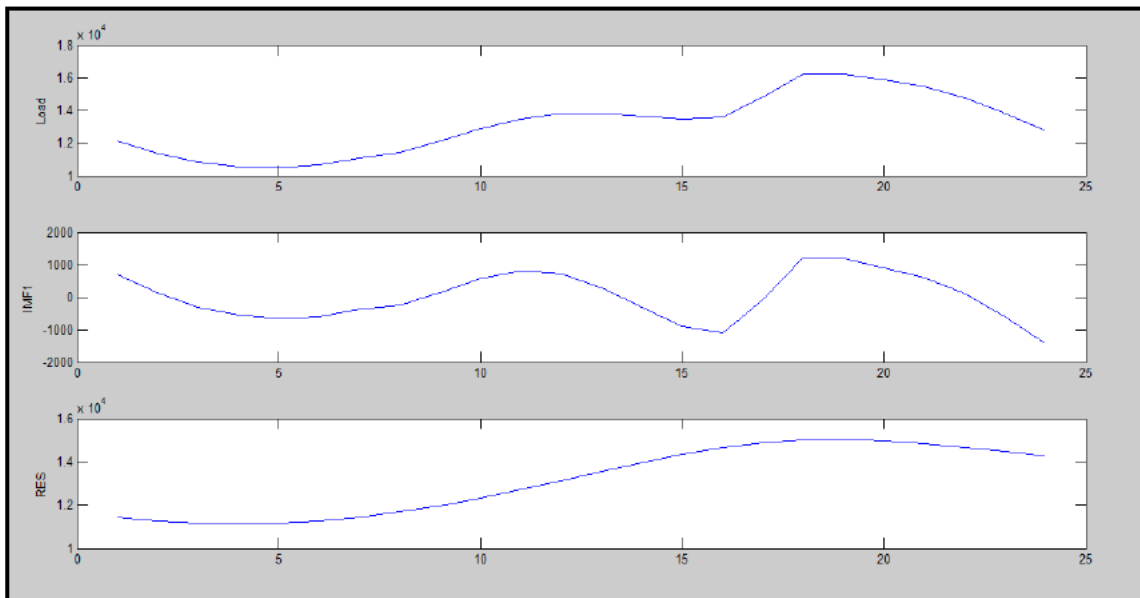
Figura VI.75. Diagrama resumen del modelo de predicción previsto. El texto en azul representa las distintas variables a tener en cuenta para mejorar los resultados. Las acciones a realizar son: gris (EMD), azul (agrupación SOM/clasificación), rojo (testeo/identificación), verde (predicción) y amarillo (cálculo de errores).

En los puntos posteriores se estudia las distintas acciones del modelo: EMD, clasificación, predicción y cálculo de errores.

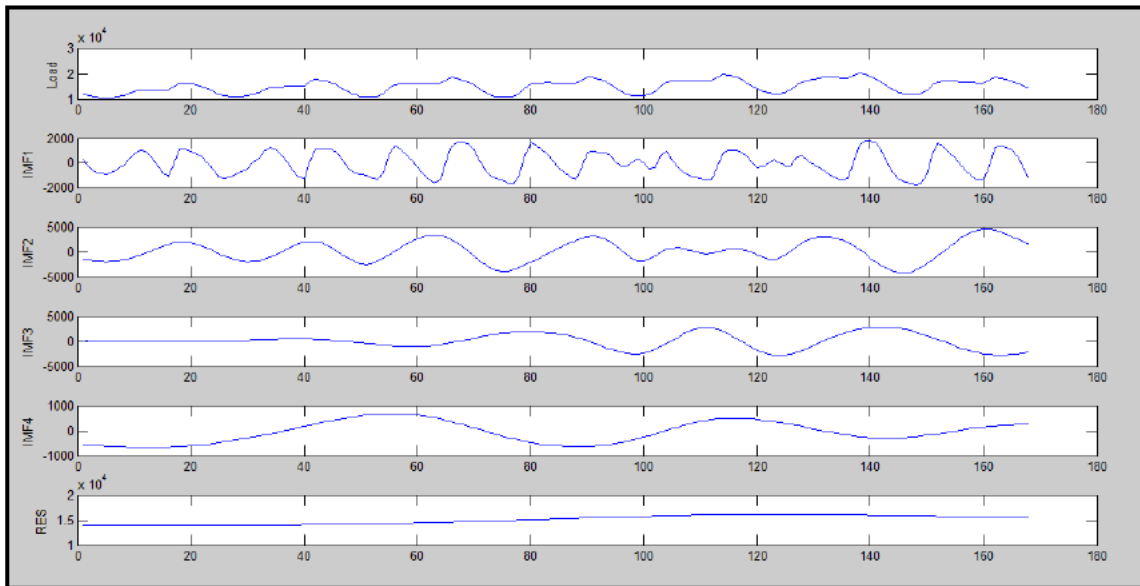
5.7.2. EMD

El primer paso del modelo, tanto para los datos reservados para identificación (2010) como para los datos de clasificación (2005-2009), es la generación de IMFs. Realmente este es el elemento principal diferenciador de nuestro modelo con respecto de otros (López et al. 2012).

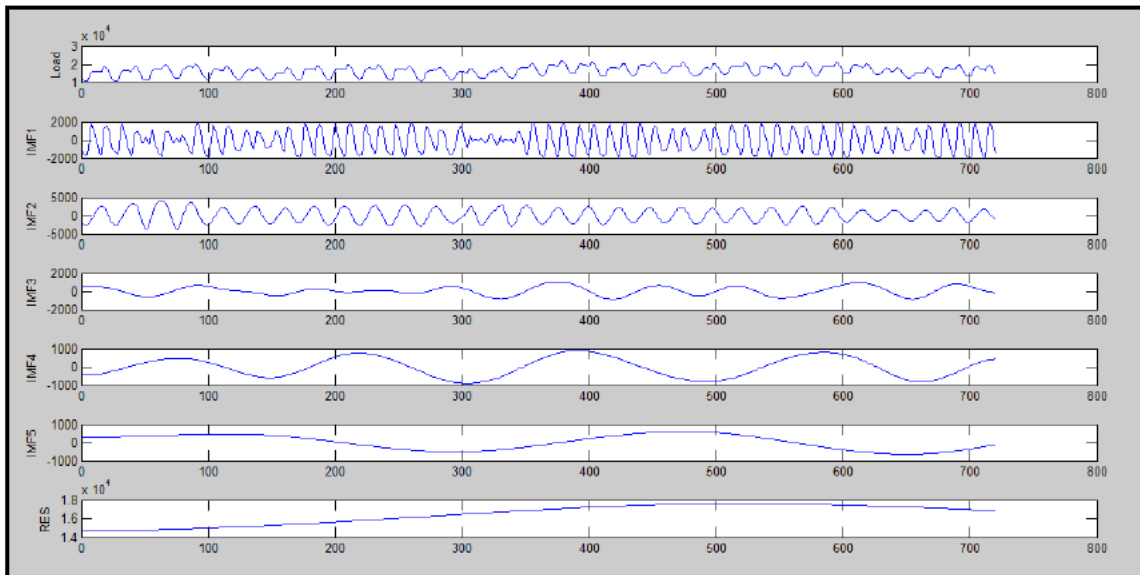
Debido a la longitud variable de los datos en función de la variable modo_tiempo el número de IMFs disponibles resulta diferente.



a



b



c

Figura VI.76. Forma de onda de las IMFs obtenidas mediante EMD para periodo diario (a), semanal (b) y mensual (c) de tres datos cualesquiera del periodo 2005-2009 de la base de datos. El número de IMFs resulta variable.

Esto limita el número de IMFs que comparativamente podemos usar para la elaboración del modelo. Para asegurar que la componente oscilatoria, que da el efecto local de la curva de carga, sea la única a tener en cuenta, se limita el número de IMFs a considerar a 1 o 2.

5.7.3. Clasificación

Una vez obtenido el vector de entrada con las IMFs y o variables adicionales necesarias se procede a utilizar SOM para generar un mapa con una clasificación de los vectores de entrada.

Por el volumen de datos utilizado, no resulta práctica una representación gráfica de todo el mapa por lo que en la figura VI.77 se puede ver una representación parcial de lo que sería un grupo de celdas cualquiera del mapa clasificado.

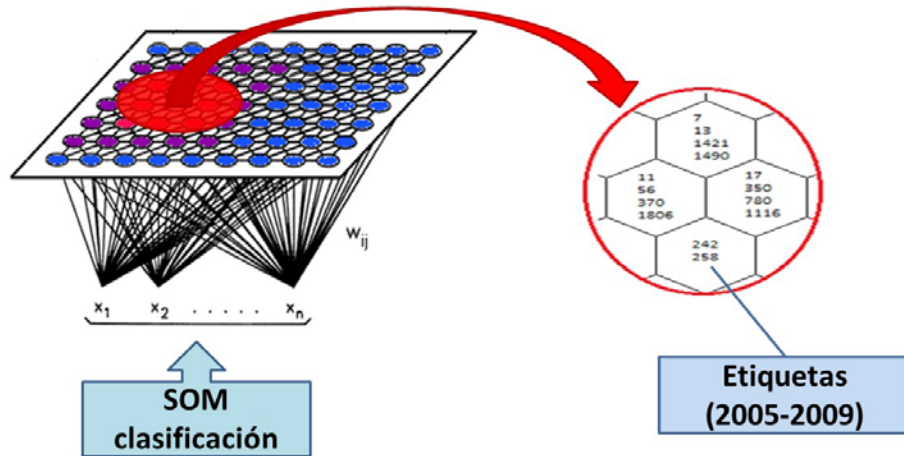


Figura VI.77. Ejemplo de la clasificación obtenida para los años 2005-2009. En el círculo ampliado se puede ver un detalle real de cuatro de las celdas obtenidas en el mapa. Cada número de etiqueta está asociado a un día específico.

En cada celda quedarían aquellos días con vectores de entrada más similares, haciéndose por tanto una clasificación en función del parecido de los mismos. Por ejemplo, el día de etiqueta 7 sería similar al 13, 1421 y 1490. En otro nivel de similitud se encontraría con los días englobados dentro de las celdas adyacentes y así sucesivamente con menor similitud conforme nos alejamos espacialmente en el mapa.

5.7.4. Identificación y predicción

Una vez obtenido el mapa de clasificación se lleva a cabo el testeo con los datos del año 2010. En la figura VI.78 se resume de forma gráfica el proceso.

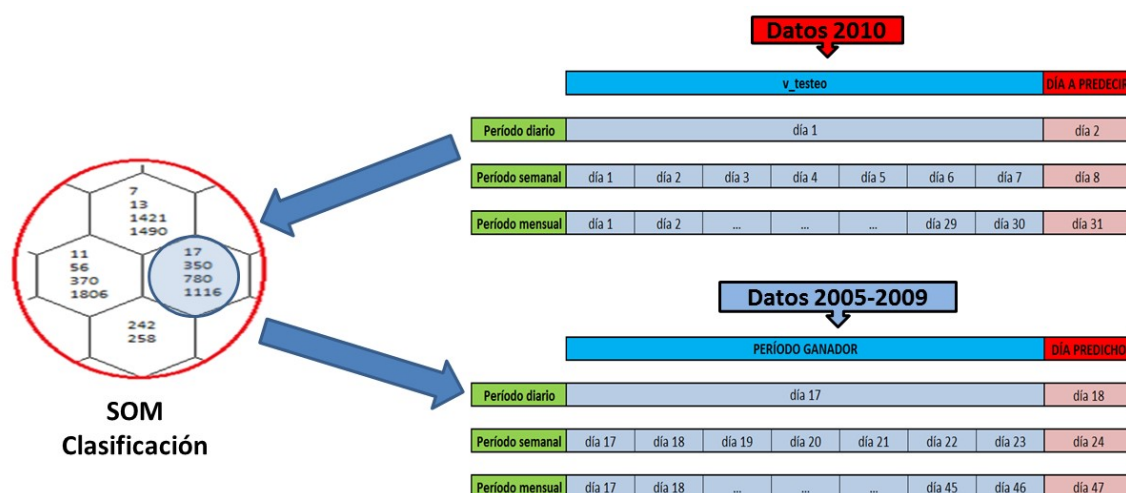


Figura VI.78. Esquema del proceso de identificación y posterior predicción. El ejemplo muestra una predicción para el día 2 de enero (días), 8 de enero (semanas) y 31 de enero (meses). Si se utiliza el primer día de la celda ganadora, los días predichos serían concretamente el 18 de enero, 24 de enero y 16 de febrero de 2005 respectivamente.

El proceso varía según se opte por periodos diarios, semanales o mensuales, probándose el mapa con el día, semana o mes previo al día buscado. La celda es escogida por tanto en función del vector de entrada de 2010 por semejanza con los vectores del mapa de clasificación. En el ejemplo aparecen dentro de la celda ganadora cuatro vectores (17, 350, 780 y 1116), asociados cada uno a datos correspondientes a los años 2005-2009. Si optamos por tener en cuenta tan sólo el primer vector de la celda (también se puede obtener la media de los cuatro vectores de la celda como resultado), esa etiqueta 17 iría asociada a un periodo temporal cuyo día posterior corresponde al día que vamos a considerar como predicho. Concretamente, en este caso serían los días 18, 24 y 47 respectivamente, según el modo_tiempo considerado, que corresponderían a los días 18 de enero, 24 de enero y 16 de febrero de 2005. Como vemos, la etiqueta va asociada al orden en el vector de datos del primer día del periodo temporal considerado.

5.7.5. Cálculo de errores

Una vez obtenida la predicción se lleva el cálculo de los errores MAPE (%) y RMSE (MWh). Este resultado será el elemento comparador tanto para el propio método entre las diferentes posibilidades de variable de entrada, como para el método con el modelo comparativo sin EMD.

Los errores calculados fueron tanto para el MAPE como RMSE los siguientes en función de que se considere un vector o la celda completa y en función de que se vea el error de identificación del mapa o de predicción:

- EMC1: error de identificación del mapa para el primer vector de la celda ganadora. Ejemplo para el periodo diario de la figura VI.78: día 1 con día 17.
- EMCC: error de identificación del mapa para la celda ganadora. Ejemplo para el periodo diario de la figura VI.78: día 1 con el valor medio de los días 17, 350, 780 y 1116.
- EPC1: error de predicción para el primer vector de la celda ganadora. Ejemplo para el periodo diario de la figura VI.78: día 2 con día 18.
- EPCC: error de predicción para la celda ganadora. Ejemplo para el periodo diario de la figura VI.78: día 2 con el valor medio de los días 18, 351, 781 y 1117.

Hay que tener en cuenta que los errores de identificación del mapa en MAPE no tiene sentido calcularlos para variables de entrada que tengan valores que oscilan respecto de cero. Por ejemplo, si se utiliza IMFs sin escalar y en algún punto la IMF toma un valor cercano a cero, al entrar dividiendo en la fórmula del MAPE (ecuación VI.5), el error porcentual tiende a infinito aunque cuantitativamente el error en MWh sea pequeño. En estos casos las tablas muestran “-” para no inducir a error su interpretación.

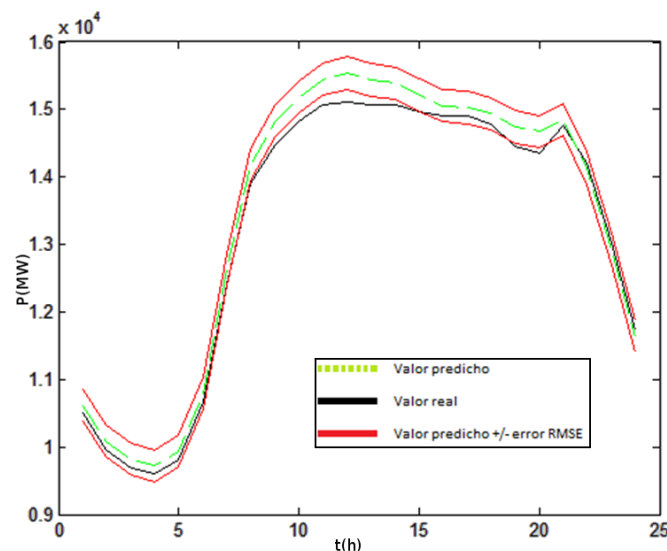


Figura VI.79. Ejemplo de predicción de curva de demanda con MAPE= 1.54%.

5.8. Validación del modelo y las variables de entrada

5.8.1. Proceso

Una vez definido el modelo y las distintas posibilidades de variables de entrada a tomar, se llevó a cabo tantas simulaciones como combinaciones posibles había.

El proceso se hizo en 3 etapas quedándose para la siguiente combinación de datos siempre la que en la etapa anterior diera un menor valor de error.

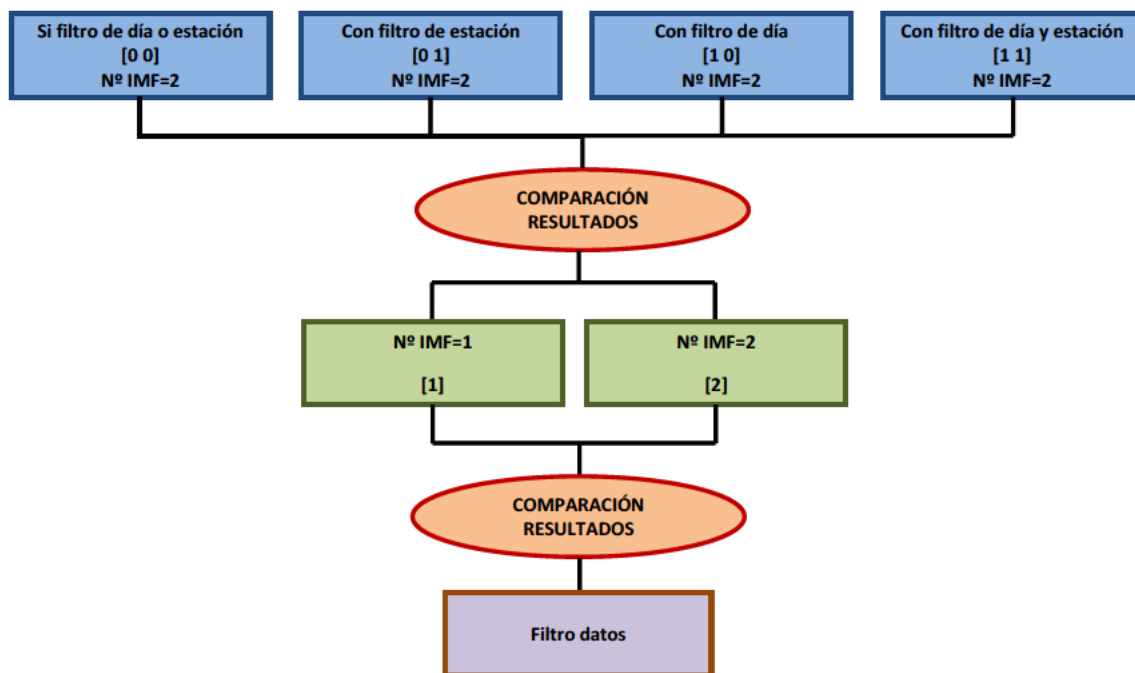


Figura VI.80. Proceso de decisión para la elección de variables. Primero se compara entre modo_día_estación, luego con n_IMF y por último se evalúa el comportamiento del modelo en función del filtrado o no de los datos en función del error persistente.

La primera etapa compara todas las combinaciones posibles de variables de entrada, pero fijándonos en la variable modo_día_estación. La mejor de las cuatro posibilidades luego se compara con el hecho de utilizar una o dos IMFs.

Habiendo decidido si es mejor optar por 1 o 2 IMFs, finalmente se evalúan los resultados en función de cómo afecta el eliminar de la base de datos aquellos con mayor error persistente. Esta última etapa actúa como homogeneizador de la base de datos. No es una etapa exclusiva ya que a la misma vez limita el número de datos de la base por lo que se validará en conjunto con la base de datos sin filtrar.

En los siguientes puntos se muestra los resultados de errores obtenidos. La parte final del vector SC indica aquellos ensayos realizados para el modelo de comparación con sólo carga, es decir sin EMD.

5.8.2. Resultados de filtrado de días y/o estación

En la primera etapa se lleva a cabo la variación para modo_día_estación obteniéndose los siguientes resultados (en negrita la pareja de resultados con menor error). Los datos se dan en media para el año completo:

Tabla VI.31. Resultados sin filtro de día ni estación. 1 sólo mapa por simulación

Combinación	MAPE(%)				RMSE(MWh)			
	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC
1_00_2_00_00_00	-	-	5,3949	5,1474	236,7436	220,4628	980,6602	930,5152
1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
1_10_2_00_00_00	1,2800	1,1667	5,9562	5,5742	265,0156	245,2249	1079,4397	1003,4396
1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
2_00_2_00_00_00	-	-	6,9744	6,5379	744,2371	681,8577	1239,8139	1150,5058
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_10_2_00_00_00	3,9056	3,6107	6,7432	6,2639	794,5901	732,5024	1196,7900	1110,3089
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_11_2_00_00_00	4,8413	4,4251	6,8059	6,3361	945,9152	863,5544	1198,1084	1108,2978
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
3_00_2_00_00_00	-	-	7,1402	6,5908	1004,8226	924,1835	1199,4265	1113,2502
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_10_2_00_00_00	4,6924	4,3334	7,3396	6,7517	1016,3224	939,4087	1251,8172	1150,8187
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_11_2_00_00_00	6,7263	6,2159	7,2017	6,6448	1353,0298	1245,4225	1216,7574	1130,2765
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
1_00_2_00_10_10	-	-	5,1923	4,9300	188,5811	172,4944	955,4728	899,6263
1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
1_10_2_00_10_10	-	-	5,8495	5,4715	208,0231	191,5025	1051,1474	977,1746
1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
2_00_2_00_10_10	-	-	7,1216	6,5955	577,5852	516,6991	1256,9378	1155,7509
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_10_2_00_10_10	-	-	6,4324	6,0690	616,2320	560,5727	1145,9919	1069,4090
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_11_2_00_10_10	-	-	6,8248	6,2216	736,0750	664,6078	1208,5483	1098,4362
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
3_00_2_00_10_10	-	-	7,3456	6,7812	768,3134	708,9119	1245,4455	1164,2044
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_10_2_00_10_10	-	-	7,8503	7,1804	799,9634	736,4379	1343,9617	1228,4500
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_11_2_00_10_10	-	-	7,4441	6,7606	1035,0536	953,6981	1258,2679	1157,0372
3_XX_2_00_10_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
1_00_2_00_11_11	-	-	7,5661	6,8818	850,1807	778,2521	1366,5079	1239,1936
1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
1_10_2_00_11_11	4,2643	4,0291	7,4720	6,9950	884,4434	831,5430	1337,3896	1247,4535

1_XX_2_00_XX_XX_SC	1,6706	1,5075	5,2162	4,8011	297,3488	267,8740	950,0108	879,5862
2_00_2_00_11_11	-	-	7,7021	7,2803	1502,3080	1419,6334	1352,0179	1273,8073
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_10_2_00_11_11	7,4868	6,9673	8,1602	7,4327	1523,6781	1415,7145	1438,1242	1305,2319
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
2_11_2_00_11_11	7,9786	7,4918	6,9859	6,5504	1603,6802	1503,8752	1255,7150	1166,5266
2_XX_2_00_XX_XX_SC	4,0113	3,7099	6,6097	6,1378	769,0785	714,8882	1176,6997	1084,4077
3_00_2_00_11_11	-	-	9,2156	8,7703	1727,6604	1606,6617	1591,4850	1491,8066
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_10_2_00_11_11	8,4391	7,8687	8,9026	8,2563	1736,2453	1613,7609	1531,2461	1416,8960
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092
3_11_2_00_11_11	9,6059	8,8664	8,1592	7,8052	1902,8516	1756,7183	1405,3723	1344,5572
3_XX_2_00_XX_XX_SC	5,9377	5,5186	7,4149	6,7976	1196,1659	1112,2230	1260,8122	1158,2092

Tabla VI.32. Resultados con filtro de estación. 4 mapas por simulación. El error es la media de los errores de los 4 mapas.

Combinación	MAPE(%)				RMSE(MWh)			
	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC
1_00_2_01_00_00	-	-	5,3648	5,0878	265,0694	249,4231	966,1640	915,3646
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625
1_10_2_01_00_00	1,4513	1,3521	5,7913	5,4162	310,1843	290,8046	1048,0564	980,0356
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625
2_00_2_01_00_00	-	-	6,7791	6,2203	760,7478	696,5639	1188,7256	1083,5203
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_10_2_01_00_00	3,9019	3,5646	7,1402	6,3316	794,3755	723,0042	1236,6082	1095,0109
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_11_2_01_00_00	4,8312	4,4720	6,7410	6,4348	948,5841	874,5645	1184,2564	1133,8529
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
3_00_2_01_00_00	-	-	7,3914	6,5699	971,5245	881,4546	1229,8323	1108,9549
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_10_2_01_00_00	4,6763	4,2995	7,2254	6,7204	1000,8997	920,3000	1233,0677	1146,2129
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_11_2_01_00_00	6,5507	6,0095	6,8710	6,3067	1304,5481	1195,4998	1172,7414	1080,6596
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
1_00_2_01_10_10	-	-	5,4564	5,2172	209,5108	194,9031	981,9842	935,5456
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625
1_10_2_01_10_10	-	-	5,7666	5,3981	240,7894	225,1295	1041,1696	971,8150
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625
2_00_2_01_10_10	-	-	6,7673	6,1789	591,1220	538,6630	1176,9386	1074,5277
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_10_2_01_10_10	-	-	7,1990	6,4799	619,2556	562,3746	1252,4987	1128,6022
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_11_2_01_10_10	-	-	6,8349	6,5946	735,6657	677,3226	1199,1323	1161,4172
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
3_00_2_01_10_10	-	-	7,2210	6,7383	748,6637	682,9719	1216,9552	1137,6622
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_10_2_01_10_10	-	-	7,2084	6,6768	768,9629	711,0237	1226,7784	1138,7833
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_11_2_01_10_10	-	-	6,8304	6,3091	1011,4751	927,9139	1169,3593	1080,2755
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
1_00_2_01_11_11	-	-	7,5007	7,0967	903,2875	841,2658	1321,2791	1251,2697
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625
1_10_2_01_11_11	4,4733	4,1406	7,3423	6,6848	945,8565	876,0197	1300,0419	1196,3077
1_XX_2_01_XX_XX_SC	1,7477	1,6107	5,2168	4,9252	314,1461	290,1128	946,3173	888,7625

2_00_2_01_11_11	-	-	7,7723	7,4013	1499,3898	1414,7491	1340,6219	1277,2641
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_10_2_01_11_11	7,5106	7,0360	7,9487	7,5381	1533,2614	1435,6305	1396,9030	1318,0326
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
2_11_2_01_11_11	8,0856	7,5880	7,1279	6,5984	1611,2179	1510,7735	1257,9117	1156,6039
2_XX_2_01_XX_XX_SC	4,1058	3,7491	6,5954	6,2472	790,1188	721,9440	1145,9772	1081,5201
3_00_2_01_11_11	-	-	9,0552	8,5937	1737,7884	1636,7030	1517,2030	1431,5586
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_10_2_01_11_11	8,5489	7,9321	8,3152	7,9917	1751,4446	1623,7683	1420,9373	1359,6483
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592
3_11_2_01_11_11	9,6651	8,9758	8,5178	7,8154	1899,4897	1760,9607	1426,8108	1302,1171
3_XX_2_01_XX_XX_SC	5,9663	5,4816	6,9677	6,3821	1184,0927	1092,4309	1183,2051	1082,6592

Tabla VI.33. Resultados con filtro de día. 7 mapas por simulación. El error es la media de los errores de los 7 mapas.

Combinación	MAPE(%)				RMSE(MWh)			
	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC
1_00_2_10_00_00	-	-	4,6580	4,2511	287,3225	261,7625	857,8371	784,0979
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
1_10_2_10_00_00	1,5729	1,4429	4,7913	4,4975	322,8412	299,9421	877,8664	830,0883
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
2_00_2_10_00_00	-	-	6,5718	6,0296	757,7546	687,7492	1141,3249	1049,9390
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_10_2_10_00_00	4,0564	3,6750	6,4031	5,9887	830,2943	750,0217	1112,5647	1036,5116
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_11_2_10_00_00	4,9664	4,5629	6,3134	6,0093	980,7836	897,2765	1104,1552	1051,4018
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
3_00_2_10_00_00	-	-	7,2432	6,6199	990,4840	914,8298	1240,6129	1139,3097
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_10_2_10_00_00	4,6634	4,3023	6,9228	6,3386	1014,6688	934,3355	1190,2496	1087,3604
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_11_2_10_00_00	6,6760	6,0783	7,1934	6,4179	1340,3386	1221,5617	1225,8585	1107,7511
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
1_00_2_10_10_10	-	-	4,8118	4,3423	220,1191	199,9995	872,8515	792,9915
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
1_10_2_10_10_10	-	-	4,8264	4,4661	249,7269	229,8845	885,3186	824,0831
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
2_00_2_10_10_10	-	-	6,2532	5,8182	595,8949	540,1854	1082,7174	1007,2742
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_10_2_10_10_10	-	-	6,6287	6,2527	649,1851	583,3718	1156,0412	1084,2092
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_11_2_10_10_10	-	-	6,2681	6,0967	762,2174	700,9731	1101,0198	1065,4399
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
3_00_2_10_10_10	-	-	7,0326	6,4079	767,0456	703,4479	1196,2042	1105,7251
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_10_2_10_10_10	-	-	7,3083	6,5613	790,2115	713,9593	1248,1903	1123,7777
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_11_2_10_10_10	-	-	7,3262	6,5177	1038,5712	944,7456	1251,2908	1125,7992
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
1_00_2_10_11_11	-	-	5,7169	5,2355	960,4179	900,9961	1035,8444	945,3742
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
1_10_2_10_11_11	4,6605	4,3685	5,5868	5,1226	986,2980	921,1172	1016,1888	935,1451
1_XX_2_10_XX_XX_SC	1,8522	1,7112	4,5965	4,2446	331,8862	307,0991	850,9968	785,2335
2_00_2_10_11_11	-	-	6,5649	6,2056	1519,4379	1426,4129	1152,8392	1085,4273

2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_10_2_10_11_11	7,5096	7,0815	6,5302	6,1481	1549,9765	1459,6081	1153,3560	1074,1195
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
2_11_2_10_11_11	7,9544	7,4406	6,3309	5,9573	1608,2260	1504,5601	1124,1363	1056,3090
2_XX_2_10_XX_XX_SC	4,1441	3,7916	6,5012	5,8623	797,5398	730,7706	1149,1489	1033,3197
3_00_2_10_11_11	-	-	7,1367	7,1520	1774,4206	1655,9415	1222,2454	1216,0470
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_10_2_10_11_11	8,6101	7,9097	7,0754	6,7287	1799,6997	1647,5650	1211,0609	1147,8889
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535
3_11_2_10_11_11	9,5937	8,7950	7,5042	7,1690	1918,5307	1757,0285	1296,1334	1234,0013
3_XX_2_10_XX_XX_SC	5,7899	5,3983	7,2380	6,7529	1171,0028	1091,3710	1237,7854	1152,7535

Tabla VI.34. Resultados con filtro de día y estación. 28 mapas por simulación. El error es la media de los errores de los 28 mapas.

Combinación	MAPE(%)				RMSE(MWh)			
	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC
1_00_2_11_00_00	-	-	4,5512	4,1901	380,1467	361,2235	828,2365	764,3776
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_2_11_00_00	1,9343	1,8396	4,7909	4,4854	437,8268	419,9233	872,3578	819,4494
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_2_11_00_00	-	-	6,5828	5,9873	758,3106	696,1185	1127,7111	1031,9873
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_10_2_11_00_00	4,0552	3,7002	6,4848	5,9100	837,1948	759,7669	1120,5151	1012,0920
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_2_11_00_00	4,9901	4,6362	6,6484	6,2167	990,8402	914,5130	1144,8760	1069,2515
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_2_11_00_00	-	-	6,9544	6,3076	941,6963	875,4200	1190,8494	1082,6852
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_2_11_00_00	4,5963	4,2403	7,0458	6,4143	983,8103	909,7439	1198,9769	1096,9211
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_2_11_00_00	6,4251	5,9056	6,6740	6,1629	1281,2070	1179,9165	1140,2146	1056,5385
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
1_00_2_11_10_10	-	-	4,4280	4,1526	297,3930	280,7716	802,5786	752,7411
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_2_11_10_10	-	-	4,6282	4,3527	341,6525	324,8850	846,0359	795,0765
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_2_11_10_10	-	-	6,4121	5,9358	591,6747	544,4951	1096,8480	1016,6297
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_10_2_11_10_10	-	-	6,4913	5,9555	652,9630	589,9979	1119,8064	1016,0260
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_2_11_10_10	-	-	6,5729	6,1668	763,8809	710,1645	1135,2031	1061,9540
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_2_11_10_10	-	-	6,9949	6,4807	735,1558	687,0307	1187,6492	1104,9091
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_2_11_10_10	-	-	7,0064	6,3597	765,7715	707,5571	1186,6788	1078,1462
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_2_11_10_10	-	-	6,7287	6,2254	993,6400	915,9091	1144,2946	1062,4466
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
1_00_2_11_11_11	-	-	5,1294	4,5841	1079,7845	1001,2386	919,6051	822,4895
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_2_11_11_11	4,9744	4,6150	4,9910	4,5155	1107,2521	1034,1787	906,5101	826,7339
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_2_11_11_11	-	-	6,8677	6,4604	1548,5337	1477,4731	1176,4819	1111,0248
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467

2_10_2_11_11_11	7,5882	7,1958	6,6966	6,2568	1584,8069	1504,0112	1149,0212	1074,6943
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_2_11_11_11	8,0270	7,6626	6,5108	6,1974	1630,1360	1554,6608	1123,1768	1065,3566
2_XX_2_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_2_11_11_11	-	-	7,3529	6,9409	1765,2495	1657,9318	1236,4770	1167,8590
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_2_11_11_11	8,5260	7,9148	6,4425	6,1181	1773,6748	1653,4992	1094,8615	1044,3541
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_2_11_11_11	9,3739	8,7860	6,2377	5,9556	1885,4624	1762,1304	1068,9647	1022,0880
3_XX_2_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056

Como se observa, el menor valor de todos se da para el filtrado tanto de día como de estación, por lo que a partir de ahora todas las simulaciones se harán para bases de datos separadas por estación y día de la semana. Esto obligará a realizar 28 mapas distintos al segmentar las bases de datos según el día y la estación.

5.8.3. Resultados de utilizar 1 o 2 IMFs

Tras fijar la variable modo_día_estación vamos a ver si se obtiene un mejor o peor error con el uso de 1 o 2 IMFs. Al igual que en el caso anterior en negrita aparece el error menor de cada tabla:

Tabla VI.35. Resultados con 1 IMF.

Combinación	MAPE(%)				RMSE(MWh)			
	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC	EMC1	EMCC	EPC1	EPCC
1_00_1_11_00_00	-	-	4,5476	4,2508	459,6179	438,3439	823,1404	771,5676
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_1_11_00_00	2,2432	2,1328	4,4870	4,2617	495,6631	475,9890	816,7290	777,8125
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_1_11_00_00	-	-	6,2676	5,8309	732,5935	672,8430	1083,9800	1006,2703
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_10_1_11_00_00	3,7262	3,4540	6,1402	5,7012	764,4537	706,2722	1063,1527	987,8189
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_1_11_00_00	4,4249	4,1173	6,2958	5,9928	862,7742	803,9794	1097,7685	1041,0082
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_1_11_00_00	-	-	7,3627	6,8594	930,3830	859,7832	1238,4925	1162,6518
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_1_11_00_00	4,4097	4,0607	7,0042	6,4150	950,5347	879,8548	1193,4036	1092,7710
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_1_11_00_00	6,0169	5,5528	6,9189	6,3637	1184,6558	1095,7101	1179,0172	1088,9344
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
1_00_1_11_10_10	-	-	4,5464	4,2076	327,1016	309,1335	820,1911	761,7080
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_1_11_10_10	-	-	4,6079	4,3106	353,4162	335,3149	838,3259	788,3280
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_1_11_10_10	-	-	6,3518	5,8610	518,6617	474,9962	1093,5198	1006,0406
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467

2_10_1_11_10_10	-	-	6,0803	5,6747	545,0091	504,1524	1063,1589	982,5763
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_1_11_10_10	-	-	6,4141	6,0530	607,0893	566,9706	1119,4624	1052,4131
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_1_11_10_10	-	-	7,2250	6,7034	659,1650	608,2875	1219,0932	1134,9387
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_1_11_10_10	-	-	7,3231	6,6591	673,4152	622,7342	1239,0114	1132,0004
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_1_11_10_10	-	-	6,8719	6,3427	837,7501	774,5282	1172,0349	1084,9124
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
1_00_1_11_11_11	-	-	5,1467	4,7054	1200,8856	1113,9251	922,3442	844,0987
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
1_10_1_11_11_11	5,6994	5,2868	5,2192	4,7147	1214,1825	1131,2470	953,4450	868,5907
1_XX_1_11_XX_XX_SC	2,0691	1,9097	4,4345	4,1857	371,5812	343,1514	804,7935	765,2070
2_00_1_11_11_11	-	-	6,8014	6,4425	1636,3055	1562,7622	1189,0235	1125,6830
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_10_1_11_11_11	8,1492	7,7888	6,7563	6,3427	1662,4423	1586,3820	1169,6062	1096,4642
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
2_11_1_11_11_11	8,4597	8,1386	7,0647	6,6749	1695,7709	1625,7276	1222,2060	1151,9270
2_XX_1_11_XX_XX_SC	4,0719	3,8607	6,1109	5,9817	790,4156	748,3438	1077,0231	1047,5467
3_00_1_11_11_11	-	-	7,2597	6,8717	1876,0752	1780,3277	1222,2034	1158,9672
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_10_1_11_11_11	9,2529	8,6258	7,0757	6,7752	1896,6040	1771,2405	1192,5191	1145,5089
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056
3_11_1_11_11_11	9,9431	9,3917	7,3314	6,9850	1963,7689	1849,7910	1239,5710	1183,7045
3_XX_1_11_XX_XX_SC	5,7973	5,4318	6,7320	6,4397	1157,3290	1087,4221	1142,2757	1096,3056

La anterior tabla debe compararse con la tabla VI.34. Como se aprecia, el mínimo MAPE en predicción (4.2076%) no es inferior al que se obtenía con 2 IMFs (4.1526%) por lo que es preferible mantener 2 IMFs en vez de tan sólo 1.

5.8.4. Evaluación de resultados al aplicar un filtro de datos persistente

Como se indicó, el proceso de filtrado de datos se probó tanto para la base de datos 2005-2009 (clasificación) como 2010 (identificación). El resumen de los resultados obtenidos para la mejor combinación posible se muestra en la tabla VI.36.

Se tomaron diferentes umbrales desde el 6% hasta el 15%, quedándose con las combinaciones de datos que proporcionaba el menor valor. Para simplificar las dimensiones de la tabla, sólo aparece el error EPCC ya que produce casi en la totalidad de los casos errores menores que EPC1.

Si no se filtra la base de datos de identificación los días a adivinar son 364, mientras que si hay filtrado para los datos de 2010, lógicamente el número de datos a predecir resulta menor.

Los resultados salen con menor error para periodo diario por lo que en la tabla VI.35 sólo se indican estos.

Tabla VI.36. Tabla resumen de los mejores resultados de aplicar el filtro persistente. En negrita los mejores resultados para no filtrado, filtrado con mejor error medio y filtrado con mejor intervalo de confianza r .

COMBINACIÓN	MATRIZ FILTRADA	LÍMITE FILTRADO	MAPE EPCC	RMSE EPCC	$\mu+2\sigma$	Nº DÍAS PREDICHOS
1_00_2_11_10_10	sin filtrado	-	4,1526	752,741	6,5888	364
1_10_2_11_11_11	2010	6	3,794	656,2	6,2744	171
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2005-2009	6	4,6887	855,687	8,5402	364
1_10_2_11_10_10	ambas	6	3,4864	548,745	6,7756	171
1_10_2_11_11_11	2010	8	3,6588	653,613	5,3534	213
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2005-2009	8	4,5068	824,539	7,9115	364
1_XX_2_11_XX_XX_SC	ambas	8	3,3424	587,8259	6,5131	213
1_00_2_11_00_00	2010	9	3,4056	600,793	5,6888	225
1_XX_X_XX_XX_XX_SC	2005-2009	9	4,3106	784,126	6,7468	364
1_10_2_11_00_00	ambas	9	3,5532	626,12	6,8022	225
1_00_2_11_10_10	2010	10	3,5425	622,381	5,6358	242
1_XX_2_11_XX_XX_SC	2005-2009	10	4,1556	761,009	6,5025	364
1_XX_2_11_XX_XX_SC	ambas	10	3,4756	621,145	6,8888	242
1_00_2_11_10_10	2010	12,5	3,701	652,676	6,7809	282
1_00_2_11_00_00	2005-2009	12,5	4,166	755,485	6,5783	364
1_XX_2_11_XX_XX_SC	ambas	12,5	3,7962	682,561	7,5361	282
1_00_2_11_10_10	2010	15	3,7986	676,293	6,6378	302
1_00_2_11_10_10	2005-2009	15	4,2566	775,346	6,8294	364
1_10_2_11_11_11	ambas	15	4,1304	751,93	6,9969	302

El error medio más bajo sale para el modelo de comparación con sólo carga (3.34%). Sin embargo la desviación típica (σ) del error es menor para el modelo con EMD, lo que nos daría una predicción con menos variaciones (5.35%).

En la siguiente tabla se comparan los mejores resultados con su equivalente del modelo con sólo carga.

Tabla VI.37. Comparación resultados sin/con filtrado persistente.

	COMBINACIÓN	MAPE EACC	RMSE EACC	$\mu+2\sigma$	Nº DÍAS PREDICHOS
Sin filtrado persistente	1_00_2_11_10_10	4,1526	752,7411	6,5888	364
	1_XX_2_11_XX_XX_SC	4,1857	765,207	6,7447	364
Con filtrado persistente	1_10_2_11_11_11	3,6588	653,6132	5,3534	213
	1_XX_2_11_XX_XX_SC	3,3424	587,8259	6,5131	213

5.8.5. Conclusiones

Tras las múltiples pruebas realizadas el resultado no es del todo concluyente. El método propuesto muestra un mejor error cuando se intenta predecir el año completo, pero un peor error, aunque con menor dispersión, cuando se filtran los datos para obtener una base de datos más homogénea. Las diferencias de errores son pequeñas por lo que no se puede indicar que haya una gran diferencia en la metodología al aplicar las IMFs obtenidas con EMD tal y como se ha realizado.

El error de predicción medio (3-4%), aunque relativamente bajo para tratarse de una zona de difícil predicción por las variaciones climatológicas presentes, debería ser objeto de mejora ya que en la bibliografía se encuentran ejemplos de predicción con errores de predicción, aunque similares, menores para la misma zona geográfica (Sahay, Tripathi 2013). La predicción comparativa es para semanas y no para días, pero aun así nos da un valor de referencia para los valores buscados.

Tabla VI.38. Resultados comparativos para la predicción propuesta en (Sahay, Tripathi 2013).

Método	MAPE promedio (%)
GRNN	2.9
Retropropagación	2.53
SVM	2.71
SVM dual híbrido	2.10
ARMA	4.77
ANN recurrente	2.08
ANN modificado	2.81
ANN Híbrido	2.14
Motor multi-etapa ANN STLF	4.85
SOM-SVM Híbrido	2.06
ANN propuesto en el artículo	1.59

La base de datos es poco homogénea, cuestión que se demuestra en la pérdida de más de un 30% de datos mediante el filtrado de error persistente.

De todo ello se concluye que la mejora que propone el método tal y como se ha presentado es pequeña y no concluyente respecto de otros modelos en la bibliografía. Futuras líneas de trabajo deben centrarse en extraer información adicional a la que proporciona EMD; por ejemplo, mediante HT u otras técnicas y así obtener datos más representativos de la curva de la demanda, que proporcionen una mejora sustancial de la predicción.

Capítulo VII. CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

1. Conclusiones

Mediante el presente documento se ha elaborado un estudio de la aplicación de HHT a diversas series de datos. Para ello, partiendo de la capacidad de la HT para definir la amplitud y frecuencia instantánea de una señal y la del algoritmo EMD para separar distintos modos de oscilación locales, se han desarrollado diversas herramientas.

En un primer momento se han mostrado las dificultades que plantea la aplicación de HHT de forma genérica, planteándose diversas posibilidades de mejora, en algunos casos asociadas a otras metodologías desarrolladas en el propio documento:

- En cuanto a la determinación en frecuencia de una señal, se ha desarrollado su aplicación a señales de forma rectangular. Para ello, mediante la función de autocorrelación se definen tramos de integración de la frecuencia instantánea. Consiguiendo dar sentido físico al valor medio de los mismos, aun cuando hay varias componentes presentes en la señal (Capítulo V.2).
- En cuanto a la amplitud instantánea, se ha demostrado la posibilidad de definir de forma precisa la duración de transitorios oscilatorios mediante el estudio de la misma. Adicionalmente, y con el fin de su aplicación a señales de forma rectangular, se ha definido un método para determinar tanto el ancho de pulso como la amplitud de este tipo de formas de onda en base a la utilización de la función de autocorrelación y el histograma de los mínimos de la amplitud instantánea (Capítulo V.3).
- Para mejorar la descomposición en modos de frecuencia (EMD) y mejorar la ortogonalidad de la misma, se ha llevado a cabo un estudio de agregación de las IMFs en base a la frecuencia característica de las mismas, consiguiendo mejorar la calidad de la descomposición y por tanto el HSA derivado de su HT (Capítulo V.4) para su posterior aplicación a la caracterización de eventos electromagnéticos.
- Para poder llevar a cabo una clasificación y/o identificación de la información extraída por la herramienta en cada una de sus variantes, se ha planteado la utilización de técnicas de inteligencia artificial (SOM) (Capítulo V.5).

En segundo lugar, se ha llevado a cabo la aplicación de dichas mejoras en diversas herramientas:

- La primera de las aplicaciones está relacionada con la caracterización e identificación de eventos electromagnéticos a micro escala. Mediante ello, se ha demostrado su capacidad para caracterizar eventos electromagnéticos del sistema eléctrico, luego clasificarlos en base al tratamiento de los datos obtenidos y finalmente su identificación. Para la parte de clasificación e identificación se utiliza SOM con éxito. Con ello, se muestra la capacidad de la herramienta para su aplicación a calidad de potencia (Capítulo VI.2).
- La segunda de las aplicaciones viene dada por la caracterización de consumos eléctricos a macro escala. En ella, se analizan diversos consumos cotidianos de un usuario residencial medio y se comprueba la capacidad de la herramienta para identificar patrones de consumo en base al análisis de las formas de onda rectangulares, consiguiendo desagregar aquellos consumos más útiles para su aplicación en programas DR (Capítulo VI.3).
- La tercera aplicación introduce la caracterización de consumos eléctricos a micro escala. Mediante el análisis de las cargas individuales de diversas cargas domésticas con diferentes modos de funcionamiento, se obtiene una amplia base de datos sobre la que posteriormente llevar a cabo una desagregación de las cargas. El proceso puede ser combinado con las técnicas de análisis a macro escala para obtener una mayor precisión en la caracterización de éstas (Capítulo VI.4).
- La última aplicación desarrollada conlleva un modelo de predicción de curvas de demanda. En esta ocasión se hace un análisis de posibles variables de entrada al modelo para ver el grado de influencia que tiene la utilización de las oscilaciones locales extraídas en las dos primeras IMFs. El modelo de predicción se ensaya con cinco años de datos reales del SEP de Nueva Inglaterra y se comprueba con otro año no tenido en cuenta en el primer proceso de clasificación. Desgraciadamente, los resultados de mejora no son concluyentes por lo que, aunque prometedor, es una importante línea de mejora para futuros trabajos (Capítulo VI.5).

2. Futuras líneas de investigación

A pesar de los buenos resultados, las herramientas desarrolladas tienen su margen de mejora como se verá en este punto, lo que puede dar cabida a futuras líneas de investigación y a la mejora de los resultados obtenidos.

En primer lugar, no se ha podido acceder a bases de datos reales de eventos electromagnéticos con alta frecuencia de muestreo y tan sólo se han analizado ondas sintéticas en este documento. La alta calidad del muestreo, tanto en frecuencia como en resolución para la amplitud de las señales, es un requisito de importancia, especialmente para el análisis a micro escala. Un análisis de una base de datos de eventos reales a alta resolución podría ser muy interesante como futura vía de desarrollo.

En otro orden, la naturaleza de EMD como algoritmo y no como método analítico hace difícil su aplicación. Aunque, se han mostrado métodos para la mejora de la ortogonalidad de la descomposición, requieren en cierto modo de la supervisión de un experto. La utilidad de la herramienta en un último momento se encuentra en la capacidad de monitorizar, analizar e identificar de forma autónoma los eventos para determinar casi a tiempo real la naturaleza del mismo; por ejemplo, determinando si es una maniobra o una falta o en el caso de una firma de carga su identificación. Por lo tanto, cualquier tipo de mejora en este sentido sería muy interesante.

En cuanto a la desagregación de consumos a macro escala, se vio que en la determinación del consumo energético tiene un gran peso la determinación de las amplitudes de las componentes. Intentar mejorar el método de obtención de los niveles de potencia, consiguiendo una mayor precisión en el mismo mejoraría en gran medida la evaluación energética de las cargas desagregadas. Adicionalmente, aunque la herramienta desagrega los consumos de mayor interés para DR, aquellos de ciclos ON/OFF de mayor nivel de potencia, cualquier mejora que expandiera la desagregación a un mayor número de cargas sería positiva. Una EMD adaptada a ondas de tipo rectangular podría mejorar estos resultados.

En relación con este último punto se desarrolló la combinación de análisis a micro escala con macro escala para mejorar la precisión de la caracterización de los consumos de interés para DR. No obstante, el modelo de desagregación mostrado requiere de un equipo

más costoso para la adquisición de datos y de la creación de una gran base de datos con cientos de miles de combinaciones de carga. Una mejora en los tiempos de análisis podría permitir una ampliación de la base de datos tanto en número de cargas como en modos de funcionamiento.

Respecto al modelo de predicción de demanda resultaría interesante probar nuevos modos de entrada de la información aportada por las oscilaciones locales de la señal. Introducir conceptos desarrollados en la propia tesis como frecuencia o amplitud instantánea podrían ayudar a mejorar la precisión de la predicción, para así poder determinar de forma más determinante el efecto que aporta al modelo.

Capítulo VIII. BIBLIOGRAFÍA

Bibliografía

ABDEL-AAL, R.E., 2004. Short-term hourly load forecasting using abductive networks. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 19, no. 1, pp. 164-173.

AIOLFI, M. and TIMMERMAN, A., 2006. Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies. *Journal of Econometrics*, vol. 135, no. 1, pp. 31-53.

AKBAR, M. and D.Z.A. KHAN. Modified nonintrusive appliance load monitoring for nonlinear devices, *Multitopic Conference, 2007. INMIC 2007. IEEE International*, 2007.

ANSI C84.1-2006., 2006. *American National Standard for Electric Power Systems and Equipment— Voltage Ratings (60 Hz)*.

ANTONINO-DAVIU, J.A., RIERA-GUASP, M., PINEDA-SANCHEZ, M. and PEREZ, R.B., 2009. A Critical Comparison Between DWT and Hilbert–Huang-Based Methods for the Diagnosis of Rotor Bar Failures in Induction Machines. *Industry Applications, IEEE Transactions On*, vol. 45, no. 5, pp. 1794-1803.

ANTONINO-DAVIU, J.A., RIERA-GUASP, M., PONS-LLINARES, J., ROGER-FOLCH, J., PEREZ, R.B. and CHARLTON-PEREZ, C., 2012. Toward Condition Monitoring of Damper Windings in Synchronous Motors via EMD Analysis. *Energy Conversion, IEEE Transactions On*, vol. 27, no. 2, pp. 432-439.

BEDROSIAN, E., 1962. A product theorem for Hilbert transforms.

BOLLEN, M.H.J., STYVAKTAKIS, E. and GU, I.Y.-., 2005. Categorization and analysis of power system transients. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 20, no. 3, pp. 2298-2306.

BRACEWELL, R.N., 1986. *The Fourier transform and its applications*. McGraw-Hill New York.

BRADLEY, J.N. and C.M. BRISLAWN. The wavelet/scalar quantization compression standard for digital fingerprint images, *Circuits and Systems, 1994. ISCAS '94., 1994 IEEE International Symposium on*, 1994.

CARCEDO, J.M. and OTERO, J.V., 2003. *Un modelo de previsión de la demanda de energía eléctrica: THOR II*. Universidad Autónoma de Madrid, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.

CARSON, J.R. and FRY, T.C., 1937. Variable Frequency Electric Circuit Theory with Application to the Theory of Frequency-Modulation. *Bell System Technical Journal*, vol. 16, no. 4, pp. 513-540.

CHARDON, A., ALMÉN, D., LEWIS, D.P.E., STROMBACK, J. and CHÂTEAU, B., 2008. Demand response: a decisive breakthrough for Europe.

CHENG, J.W.M., G. KENDALL and J.S.K. LEUNG. Electric-Load Intelligence (E-LI): Concept and Applications, *TENCON 2006. 2006 IEEE Region 10 Conference*, 2006.

CHICCO, G., NAPOLI, R., PIGLIONE, F., POSTOLACHE, P., SCUTARIU, M. and TOADER, C., 2004. Load pattern-based classification of electricity customers. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 19, no. 2, pp. 1232-1239.

CHILUKURI, M.V. and DASH, P.K., 2004. Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 19, no. 1, pp. 323-330.

CIS., 2005. *SOM Toolbox*. Available from: <http://www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/>.

CRUZ, P., MENDES, A. and MAGALHÃES, F.D., 2001. Using wavelets for solving PDEs: an adaptive collocation method. *Chemical Engineering Science*, vol. 56, no. 10, pp. 3305-3309.

DASH, P.K., PANIGRAHI, K.B. and PANDA, G., 2003. Power quality analysis using S-transform. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 18, no. 2, pp. 406-411.

DAVIES, D.L. and BOULDIN, D.W., 1979. A Cluster Separation Measure. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions On*, vol. PAMI-1, no. 2, pp. 224-227.

DEERING, R. and J.F. KAISER. The use of a masking signal to improve empirical mode decomposition, *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05). IEEE International Conference on*, 2005.

DRENKER, S. and KADER, A., 1999. Nonintrusive monitoring of electric loads. *Computer Applications in Power, IEEE*, vol. 12, no. 4, pp. 47-51.

ENTSO-E., 2011. *Analysis of CE Inter-Area oscillations of 19 and 24 February 2011*. Brussels: European Network of Transmission System Operators for Electricity.

European Commission., 2011a. *Commission staff working document. Impact Assessment. Accompanying document to the Energy Efficiency Plan 2011*. Brussels: European Commission.

European Commission., 2011b. *Energy Efficiency Plan*. Brussels: European Commission.

FARUQUI, A., HARRIS, D. and HLEDIK, R., 2010. Unlocking the €53 billion savings from smart meters in the EU: How increasing the adoption of dynamic tariffs could make or break the EU's smart grid investment. *Energy Policy*, vol. 38, no. 10, pp. 6222-6231.

FAVERO, R.F. Compound wavelets: wavelets for speech recognition, *Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994., Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on*, 1994.

FERC., 2011. *FERC Order*. USA: Federal Energy Regulatory Commission.

FERC., 2008. *FERC Order*. USA: Federal Energy Regulatory Commission.

FLANDRIN, P., 2012. Available from:

<http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/emd.html>.

GABALDÓN, A., ORTIZ-GARCÍA, M., MOLINA, R. and VALERO-VERDÚ, S., 2014. Disaggregation of the electric loads of small customers through the application of the Hilbert transform. *Energy Efficiency*, vol. 7, no. 4, pp. 711-728.

GABALDON, A., A. GUILLAMON, M. DEL CARMEN RUIZ, S. VALERO, M. ORTIZ, C. SENABRE and C. ALVAREZ. Development of a methodology for improving the effectiveness of customer response policies through electricity-price patterns, *Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE*. Pittsburgh, PA, 2008.

GABOR, D., 1946a. Theory of communication. Part 1: The analysis of information. *Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of*, vol. 93, no. 26, pp. 429-441.

GABOR, D., 1946b. Theory of communication. Part 2: The analysis of hearing. *Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of*, vol. 93, no. 26, pp. 442-445.

GARGOOM, A.M., ERTUGRUL, N. and SOONG, W.L., 2008. Automatic classification and characterization of power quality events. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 23, no. 4, pp. 2417-2425.

GHAHRAMANI, Z. and JORDAN, M.I., 1997. Factorial hidden Markov models. *Machine Learning*, vol. 29, no. 2-3, pp. 245-273.

GOLDMAN, C., 2010. Coordination of energy efficiency and demand response. *Lawrence Berkeley National Laboratory*.

GRGIC, S., GRGIC, M. and ZOVKO-CIHLAR, B., 2001. Performance analysis of image compression using wavelets. *Industrial Electronics, IEEE Transactions On*, vol. 48, no. 3, pp. 682-695.

HAHN, S.L., 1996. *Hilbert transforms in signal processing*. Artech House.

HAIDA, T. and MUTO, S., 1994. Regression based peak load forecasting using a transformation technique. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 9, no. 4, pp. 1788-1794.

HART, G.W., 1992. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, no. 12, pp. 1870-1891.

HART, G.W., 1985. *Prototype Nonintrusive Appliance Load Monitor*. MIT Energy Laboratory Technical Report, and Electric Power Research Institute Technical Report.

HART, G.W. and BOULOUTAS, A.T., 1993. Correcting dependent errors in sequences generated by finite-state processes. *Information Theory, IEEE Transactions On*, vol. 39, no. 4, pp. 1249-1260.

HEYDT, G.T., FJELD, P.S., LIU, C.C., PIERCE, D., TU, L. and HENSLEY, G., 1999. Applications of the windowed FFT to electric power quality assessment. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 14, no. 4, pp. 1411-1416.

HUANG, N.E., SHEN, Z., LONG, S.R., WU, M.C., SHIH, H.H., ZHENG, Q., YEN, N., TUNG, C.C. and LIU, H.H., 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903-995.

HUANG, N.E., WU, M.C., LONG, S.R., SHEN, S.S., QU, W., GLOERSEN, P. and FAN, K.L., 2003. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 459, no. 2037, pp. 2317-2345.

HUANG, N.E. and SHEN, S.S., 2005. *Hilbert-Huang transform and its applications*. World Scientific.

IEC 61000-2-2, 2002. Electromagnetic Compatibility (EMC)—Part 2-2: Environment—Compatibility levels for low frequency conducted disturbances and signaling in public power supply systems.

IEC 61000-4-15., 2003. *Electromagnetic compatibility (EMC)—Part 4-15: Testing and measurement techniques—Flickermeter—Functional and design specifications*.

IEEE std 1159-2009., 2009. *IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality*.

IEEE std 141-1993., R1999. *IEEE Recommended Practice for Electric Power Distribution for Industrial Plants*.

IEEE std 1453-2004., 2005. *IEEE Recommended Practice for Measurement and Limits of Voltage Fluctuations and Associated Light Flicker on AC Power Systems*.

IEEE std 1459-2000., 2000. *IEEE Trial-Use Standard Definitions for the Measurement of Electric Power Quantities Under Sinusoidal, Non-sinusoidal, Balanced, Or Unbalanced Conditions*.

IEEE std 1459-2010., 2010. *IEEE Standard Definitions for the Measurement of Electric Power Quantities Under Sinusoidal, Nonsinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions*.

IEEE std 519-2014., 2014. *IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems*.

Jaehak Chung, POWERS, E.J., GRADY, W.M. and BHATT, S.C., 2002. Power disturbance classifier using a rule-based method and wavelet packet-based hidden Markov model. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 17, no. 1, pp. 233-241.

Jian Liang, NG, S.K.K., KENDALL, G. and CHENG, J.W.M., 2010. Load Signature Study—Part II: Disaggregation Framework, Simulation, and Applications. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 25, no. 2, pp. 561-569.

KIM, H., M. MARWAH, M.F. ARLITT, G. LYON and J. HAN. Unsupervised Disaggregation of Low Frequency Power Measurements., *SDM*, 2011.

KOHONEN, T., 1989. *Self-Organisation and associative memory*. 3rd ed. Berlin: Springer-Verlag.

KOLTER, J.Z. and M.J. JOHNSON. REDD: A public data set for energy disaggregation research, *Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD)*, San Diego, CA, 2011.

KUSKO, A., 1967. Quality of Electric Power. *Industry and General Applications, IEEE Transactions On*, vol. IGA-3, no. 6, pp. 521-524.

LAILA, D.S., MESSINA, A.R. and PAL, B.C., 2009. A Refined Hilbert–Huang Transform With Applications to Interarea Oscillation Monitoring. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 24, no. 2, pp. 610-620.

LAUGHMAN, C., Kwangduk Lee, COX, R., SHAW, S., LEEB, S., NORFORD, L. and ARMSTRONG, P., 2003. Power signature analysis. *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 1, no. 2, pp. 56-63.

LEE, W., G. FUNG, H. LAM, F. CHAN and M. LUCENTE. Exploration on load signatures, *International conference on electrical Engineering (ICEE)*, 2004.

LEE, I.W.C. and DASH, P.K., 2003. S-transform-based intelligent system for classification of power quality disturbance signals. *Industrial Electronics, IEEE Transactions On*, vol. 50, no. 4, pp. 800-805.

LEUNG, S., S. NG and W. CHENG. Identifying appliances using load signatures and genetic algorithms, *Proceedings of International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, 2007.

LIANG, J., NG, S.K., KENDALL, G. and CHENG, J.W., 2010. Load signature study—Part I: Basic concept, structure, and methodology. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 25, no. 2, pp. 551-560.

LÓPEZ, M., VALERO, S., SENABRE, C., APARICIO, J. and GABALDON, A., 2012. Application of SOM neural networks to short-term load forecasting: the Spanish electricity market case study. *Electric Power Systems Research*, vol. 91, pp. 18-27.

MALLAT, S.G., 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions On*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693.

MANDEL, L., 1974. Interpretation of instantaneous frequencies. *American Journal of Physics*, vol. 42, no. 10, pp. 840-846.

MARINO, A., BERTOLDI, P., REZESSY, S. and BOZA-KISS, B., 2010. Energy Service Companies Market in Europe-Status Report 2010. *European Commission Joint Research Centre: EUR*, vol. 24516.

MAYER, A., 2010. *Energy Performance Contracting in the European Union: Introduction, Barriers and Prospects*. Johnson Controls.

MERRY, R. and STEINBUCH, M., 2005. Wavelet theory and applications. *A Literature Study*, Eindhoven University of Technology.

MESSINA, A.R. and VITTAL, V., 2006. Nonlinear, non-stationary analysis of interarea oscillations via Hilbert spectral analysis. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 21, no. 3, pp. 1234-1241.

MILOSEVIC, M., MCCONVILLE, K.M.V., SEJDIC, E., MASANI, K., KYAN, M.J. and POPOVIC, M.R., 2012. Visualization of Trunk Muscle Synergies During Sitting Perturbations Using Self-Organizing Maps (SOM). *Biomedical Engineering, IEEE Transactions On*, vol. 59, no. 9, pp. 2516-2523.

MORSI, W.G. and EL-HAWARY, M.E., 2007. Reformulating Power Components Definitions Contained in the IEEE Standard 1459–2000 Using Discrete Wavelet Transform. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 22, no. 3, pp. 1910-1916.

OPPENHEIM, A.V., SCHAFER, R.W. and BUCK, J.R., 1989. *Discrete-time signal processing*. Prentice-hall Englewood Cliffs.

ORTIZ, M., A. GABALDÓN and R. MOLINA. Load signature analysis of residential end-uses. A new model for load disaggregation in micro and macro scale level, *4th European Conference on Behaviour and Energy Efficiency*. Coimbra, 2016. A espera de ser publicado.

ORTIZ, M., VALERO, S. and GABALDÓN, A., 2012. Transient Power and Quality Events Analysed Using Hilbert Transforms. *Journal of Energy and Power Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 230-239.

ORTIZ, M., VALERO, S., GABALDON, A. and ALVAREZ, C., 2013. Classification and identification of power system events using Hilbert-Huang Transform. *International Journal of Power and Energy Systems*, vol. 33, no. 3.

PICINBONO, B., 1997. On instantaneous amplitude and phase of signals. *Signal Processing, IEEE Transactions On*, vol. 45, no. 3, pp. 552-560.

PIETTE, M.A., WATSON, D., MOTEGI, N. and KILICCOTE, S., 2007. Automated critical peak pricing field tests: 2006 pilot program description and results. *Lawrence Berkeley National Laboratory*.

POULARIKAS, A.D., 2010. *Handbook of formulas and tables for signal processing*. CRC Press.

PRINCE, A., SENROY, N. and BALASUBRAMANIAN, R., 2011. Targeted approach to apply masking signal-based empirical mode decomposition for mode identification from dynamic power system wide area measurement signal data. *Generation, Transmission & Distribution, IET*, vol. 5, no. 10, pp. 1025-1032.

PUCHE-PANADERO, R., PINEDA-SANCHEZ, M., RIERA-GUASP, M., ROGER-FOLCH, J., HURTADO-PEREZ, E. and PEREZ-CRUZ, J., 2009. Improved Resolution of the MCSA Method Via Hilbert Transform, Enabling the Diagnosis of Rotor Asymmetries at Very Low Slip. *Energy Conversion, IEEE Transactions On*, vol. 24, no. 1, pp. 52-59.

RATO, R., ORTIGUEIRA, M. and BATISTA, A., 2008. On the HHT, its problems, and some solutions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, no. 6, pp. 1374-1394.

REAZ, M.B.I., CHOONG, F., SULAIMAN, M.S., MOHD-YASIN, F. and KAMADA, M., 2007. Expert System for Power Quality Disturbance Classifier. *Power Delivery, IEEE Transactions On*, vol. 22, no. 3, pp. 1979-1988.

RILLING, G. and FLANDRIN, P., 2008. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers. *Signal Processing, IEEE Transactions On*, vol. 56, no. 1, pp. 85-95.

RILLING, G. and P. FLANDRIN. On the Influence of Sampling on the Empirical Mode Decomposition., *ICASSP (3)*, 2006.

RILLING, G., P. FLANDRIN and P. GONCALVES. On empirical mode decomposition and its algorithms, *IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing*, 2003.

SAFF, E.B. and SNIDER, A.D., 1976. *Fundamentals of complex analysis for mathematics, science, and engineering*. Prentice-Hall.

SAHAY, K.B. and M.M. TRIPATHI. Day ahead hourly load and price forecast in ISO New England market using ANN, *India Conference (INDICON), 2013 Annual IEEE*, 2013.

SCHREMMER, C., T. HAENSELMANN and F. BOMERS. A wavelet based audio denoiser, *Proc. IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2001.

SENROY, N. and S. SURYANARAYANAN. Two Techniques to Enhance Empirical Mode Decomposition for Power Quality Applications, *Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE*, 2007.

SENROY, N., SURYANARAYANAN, S. and RIBEIRO, P.F., 2007. An Improved Hilbert–Huang Method for Analysis of Time-Varying Waveforms in Power Quality. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 22, no. 4, pp. 1843-1850.

STOCKWELL, R.G., MANSINHA, L. and LOWE, R.P., 1996. Localization of the complex spectrum: the S transform. *Signal Processing, IEEE Transactions On*, vol. 44, no. 4, pp. 998-1001.

STRANG, G. and NGUYEN, T., 1996. *Wavelets and filter banks*. SIAM.

SUBRAMANIAM, K., S.S. DALY and F.C. RIND. Wavelet transforms for use in motion detection and tracking application, *Image Processing and Its Applications, 1999. Seventh International Conference on (Conf. Publ. No. 465)*, 1999.

SUZUKI, K., S. INAGAKI, T. SUZUKI, H. NAKAMURA and K. ITO. Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming, *SICE Annual Conference, 2008*, 2008.

SWELDENS, W., 1994. *Construction and Applications of Wavelets in Numerical Analysis*.

TAYLOR, J.W. and MCSHARRY, P.E., 2007. Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 22, no. 4, pp. 2213-2219.

USEVITCH, B.E., 2001. A tutorial on modern lossy wavelet image compression: foundations of JPEG 2000. *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 18, no. 5, pp. 22-35.

VALERO, S., ORTIZ, M., SENABRE, C., ALVAREZ, C., FRANCO, F. and GABALDON, A., 2007. Methods for customer and demand response policies selection in new electricity markets. *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 1, no. 1, pp. 104-110.

VAN DER POL, B., 1946. The Fundamental Principles of Frequency Modulation. *Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution Of*, vol. 93, no. 23, pp. 153-158.

VAN NEVEL, A. Texture classification using wavelet frame decompositions, *Signals, Systems & Computers, 1997. Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on*, 1997.

VERDU, S.V., GARCIA, M.O., SENABRE, C., MARIN, A.G. and FRANCO, F.J.G., 2006. Classification, Filtering, and Identification of Electrical Customer Load Patterns Through the Use of Self-Organizing Maps. *Power Systems, IEEE Transactions On*, vol. 21, no. 4, pp. 1672-1682.

Ville J. Theorie et application de la notion de signal analytic. *Cables et Transmissions*. 1948;2(1):61-74.

YACAMINI, R., 1995. Power system harmonics: Part 3. Problems caused by distorted supplies. *Power Engineering Journal*, vol. 9, no. 5, pp. 233-238.

ZEIFMAN, M. and ROTH, K., 2011. Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *Consumer Electronics, IEEE Transactions On*, vol. 57, no. 1, pp. 76-84.

Capítulo IX. ANEXOS

1. Acrónimos

Abreviatura	Significado
ACF	Función de Autocorrelación (Auto Correlation Function)
AM	Amplitud Modulada
ANN	Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks)
ARMA	Modelo autorregresivo de media móvil (Auto Regressive Moving Average)
bior	Familia Wavelet Biortogonales
C	Condensador
coif	Familia Wavelet Coiflets
CRT	Tubo de rayos catódicos (Cathode Ray Tube)
CST	Transformada S Continua (Continuous S-Transform)
CWT	Transformada Wavelet Continua (Continuous Wavelet Transform)
db	Familia Wavelet Daubechies
DB	Índice de Davies-Bouldin
DFT	Transformada de Fourier Discreta (Discrete Fourier Transform)
dmey	Familia Wavelet aproximación discreta de Meyer
DR	Respuesta de la demanda (Demand Response)
DST	Transformada S Discreta (Discrete S-Transform)
DVD	Reproductor digital de video (Digital Video Drive)
DVR	Restaurador Dinámico de Voltaje (Dynamic Voltage Restorer)
DWT	Transformada Wavelet Discreta (Discrete Wavelet Transform)
E	Energía
EH	Radiador eléctrico de aceite (Electric Heater)
EMC1	Error de identificación del mapa para el primer vector de la celda ganadora
EMCC	Error de identificación del mapa para la celda ganadora
EMD	Descomposición Empírica Modal (Empirical Mode Decomposition)
EPC1	Error de predicción para el primer vector de la celda ganadora
EPCC	Error de predicción para la celda ganadora
EPRI	Electric Power Research Institute
f	Frecuencia
f.d.p.	Factor de potencia
FACTS	Sistema Flexible de Transmisión de Corriente Alterna (Flexible AC Transmission System)
FAI	Falta de Alta Impedancia
FBI	Falta de Baja Impedancia o cortocircuito
FFT	Transformada de Fourier Rápida (Fast Fourier Transform)
FM	Frecuencia Modulada
fm	Frecuencia media
fs	Frecuencia de muestreo

FSM	Máquina de estados finitos (Finite State Machine)
FT	Transformada de Fourier (Fourier Transform)
gaus	Familia Wavelet Gaussiana
GRNN	Red neuronal de regresión general (General Regression Neural Network)
haar	Familia Wavelet Haar
HHT	Transformada de Hilbert Huang (Hilbert Huang Transform)
HMM	Modelos ocultos de Markov (Hidden Markov Models)
HSA	Espectro de Hilbert (Hilbert Spectrum Analysis)
HT	Transformada de Hilbert (Hilbert Transform)
IF	Frecuencia instantánea (Instantaneous Frequency)
IMF	Función Intrínseca de Modo (Intrinsic Mode Function)
IO	Índice de Ortogonalidad
LS	Firma de carga (Load Signature)
LSH	Banda de frecuencia paralela armónica izquierda (Left Sideband Harmonic)
MAPE	Error absoluto porcentual de la media (Mean Absolute Percentage Error)
MCSA	Análisis de motor mediante firma de corriente (Motor Current Signature Analysis)
M-EMD	EMD con Máscaras (Masked-EMD)
mexh	Familia Wavelet Sombrero Mejicano
meyr	Familia Wavelet Meyer
MIT	Massachusetts Institute of Technology
MRA	Algoritmo de Análisis de Multirresolución (Multi Resolution Analysis)
NILM	Medidores de carga no intrusivos (Non Intrusive Load Monitoring)
P	Potencia activa
PC	Ordenador personal (Personal Computer)
pchip	Interpolación polinómica de Hermite (Piecewise Cubic Hermit Interpolation Polynomial)
Q	Potencia reactiva
rbio	Familia Wavelet Biortogonales inversas
R-EMD	EMD Redefinido (Redefined-EMD)
RLC	Circuito con Resistencia, Inductancia y Capacitancia
RMS	Valor eficaz (Root Mean Square)
RMSE	Raíz del error cuadrático de la media (Root Mean Square Error)
s	Desviación típica estándar
SC	Vector para predicción con sólo carga (no IMFs)
SEP	Sistema Eléctrico de Potencia
SOM	Mapas auto-organizados de Kohonen (Self Organizing Maps)
ST	Transformada S (S-Transform)
STFT	Transformada de Fourier en corto tiempo (Short-Time Fourier Transform)
STLF	Predicción de carga a corto tiempo (Short Term Load Forecasting)
SVM	Máquina de vectores de soporte (Support Vector Machine)
SWT	Transformada de Wavelet Semi-discreta (Stationary Wavelet Transform)

sym	Familia Wavelet Symlets
t	tiempo
TDD	Distorsión demanda total (Total Distortion Demand)
T-EMD	EMD con Objetivo (Targeted signal-EMD)
THD	Tasa de distorsión armónica total (Total Harmonic Distortion)
TV	Televisión
WFT	Transformada de Fourier en ventanas (Windowed Fourier Transform)
WH	Termo eléctrico (Water Heater)
WT	Transformada de Wavelet (Wavelet Transform)
WWD	Distribución de Wigner-Wille (Wigner-Wille Distribution)

2. Integración frecuencia instantánea.

Dada:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \left(\omega_1 + \frac{a_2^2 + a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t}{a_1^2 + a_2^2 + 2a_1 a_2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) \right) \quad (\text{A.1})$$

Si dividimos numerador y denominador por $a_1 a_2$ obtendríamos:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \left(\omega_1 + \frac{\frac{a_2}{a_1} + \cos(\omega_1 - \omega_2)t}{\frac{a_1}{a_2} + \frac{a_2}{a_1} + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) \right) \quad (\text{A.2})$$

Si al numerador le sumamos y restamos $\frac{a_1}{a_2}$, multiplicamos por $\frac{1}{2}$ y por 2 y agrupamos los términos similares quedaría:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \left(\omega_1 + \frac{1}{2} \frac{\left[\frac{a_1}{a_2} + \frac{a_2}{a_1} + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t \right] + \frac{a_2}{a_1} - \frac{a_1}{a_2}}{\frac{a_1}{a_2} + \frac{a_2}{a_1} + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) \right) \quad (\text{A.3})$$

Por lo que queda como una expresión de tres términos:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \left(\omega_1 + \frac{1}{2} (\omega_2 - \omega_1) + \frac{1}{2} \frac{\frac{a_2}{a_1} - \frac{a_1}{a_2}}{\frac{a_1}{a_2} + \frac{a_2}{a_1} + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) \right) \quad (\text{A.4})$$

Los dos primeros son constantes por lo que su integral es inmediata:

$$\bar{f}(t) = \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \omega_1 dt + \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \frac{1}{2} (\omega_2 - \omega_1) dt + \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \frac{1}{2} \frac{\frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2}}{\frac{a_1 + a_2}{a_2 a_1} + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) dt \right] \quad (\text{A.5})$$

Para el tercer término hay que aplicar el cambio de variable:

$$\cos u = \frac{1-z^2}{1+z^2}; du = \frac{2dz}{1+z^2} \quad (\text{A.6})$$

Y la simplificación:

$$a = \frac{a_2}{a_1} - \frac{a_1}{a_2}; b = \frac{a_1}{a_2} + \frac{a_2}{a_1} \quad (\text{A.7})$$

Quedando la integral del tercer término como:

$$\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \frac{a}{b + 2 \cos(\omega_1 - \omega_2)t} (\omega_2 - \omega_1) dt = \frac{1}{2\pi} (\omega_2 - \omega_1) \frac{a}{|a|} \operatorname{atg} \left(\frac{\sqrt{b-2}}{b+2} \operatorname{tg} \left(\frac{1}{2} (\omega_2 - \omega_1)t \right) \right) \Bigg|_{t_0}^{t_0+T} \quad (\text{A.8})$$

Siendo la integral de la función arco tangente $-\pi$ en un periodo queda finalmente la expresión:

$$\bar{f}(t) = \frac{1}{2\pi} \left[\omega_1 + \frac{1}{2} (\omega_2 - \omega_1) \left(1 + \frac{\frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2}}{\left| \frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2} \right|} \right) \right] = f_1 + \frac{1}{2} (f_2 - f_1) \left(1 + \frac{\frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2}}{\left| \frac{a_2 - a_1}{a_1 a_2} \right|} \right) \quad (\text{A.9})$$

3. Derechos de reproducción de imágenes

Thesis / Dissertation Reuse

The IEEE does not require individuals working on a thesis to obtain a formal reuse license, however, you may print out this statement to be used as a permission grant:

Requirements to be followed when using any portion (e.g., figure, graph, table, or textual material) of an IEEE copyrighted paper in a thesis:

- 1) In the case of textual material (e.g., using short quotes or referring to the work within these papers) users must give full credit to the original source (author, paper, publication) followed by the IEEE copyright line © 2011 IEEE.
- 2) In the case of illustrations or tabular material, we require that the copyright line © [Year of original publication] IEEE appear prominently with each reprinted figure and/or table.
- 3) If a substantial portion of the original paper is to be used, and if you are not the senior author, also obtain the senior author's approval.

Requirements to be followed when using an entire IEEE copyrighted paper in a thesis:

- 1) The following IEEE copyright/ credit notice should be placed prominently in the references: © [year of original publication] IEEE. Reprinted, with permission, from [author names, paper title, IEEE publication title, and month/year of publication]
- 2) Only the accepted version of an IEEE copyrighted paper can be used when posting the paper or your thesis on-line.
- 3) In placing the thesis on the author's university website, please display the following message in a prominent place on the website: In reference to IEEE copyrighted material which is used with permission in this thesis, the IEEE does not endorse any of [university/educational entity's name goes here]'s products or services. Internal or personal use of this material is permitted. If interested in reprinting/republishing IEEE copyrighted material for advertising or promotional purposes or for creating new collective works for resale or redistribution, please go to http://www.ieee.org/publications_standards/publications/rights/rights_link.html to learn how to obtain a License from RightsLink.

If applicable, University Microfilms and/or ProQuest Library, or the Archives of Canada may supply single copies of the dissertation.

BACK

CLOSE WINDOW

Copyright © 2016 Copyright Clearance Center, Inc. All Rights Reserved. [Privacy statement](#). [Terms and Conditions](#).
Comments? We would like to hear from you. E-mail us at customercare@copyright.com



RightsLink®

Home

Create Account

Help



Springer

the language of science

Title: Disaggregation of the electric loads of small customers through the application of the Hilbert transform

Author: Antonio Gabaldón

Publication: Energy Efficiency

Publisher: Springer

Date: Jan 1, 2014

Copyright © 2014, Springer Science+Business Media Dordrecht

LOGIN

If you're a [copyright.com](#) user, you can login to RightsLink using your [copyright.com](#) credentials. Already a [RightsLink](#) user or want to [learn more?](#)

Permissions Request

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Springer and BioMed Central offer a reprint service for those who require professionally produced copies of articles published under Creative Commons Attribution (CC BY) licenses. To obtain a quotation, please email reprints@springeropen.com with the article details, quantity(ies) and delivery destination. Minimum order 25 copies.

CLOSE WINDOW

Copyright © 2016 Copyright Clearance Center, Inc. All Rights Reserved. [Privacy statement](#). [Terms and Conditions](#).
Comments? We would like to hear from you. E-mail us at customercare@copyright.com

IET derechos concedidos para la reproducción de imágenes.